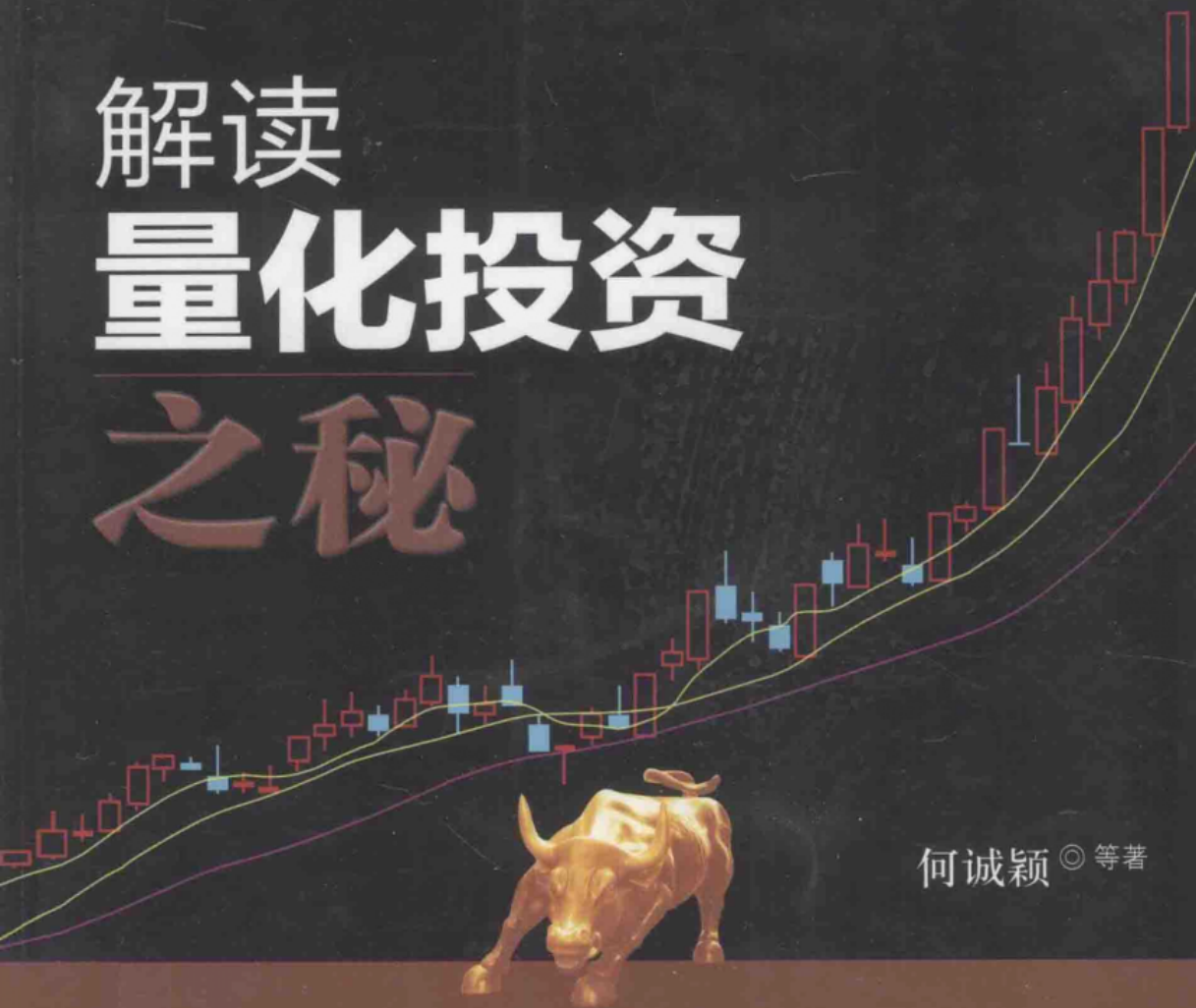


财富与梦想



系列丛书

解读 量化投资 之秘



何诚颖 © 等著

一本告诉读者如何量化投资的绝佳工具书
全面诠释量化投资怎样实现财富创造！

量化选股 股指预测 统计套利 Alpha策略
泡沫预警 高频交易 策略检验 多因子模型



中国财政经济出版社



财富与梦想系列丛书

解读量化 投资之秘

何诚颖 等著

中国财政经济出版社

图书在版编目（CIP）数据

解读量化投资之秘 / 何诚颖等著. —北京：中国财政经济出版社，2013. 12
ISBN 978 - 7 - 5095 - 4995 - 7

I. ①解… II. ①何… III. ①投资 - 研究 IV. ①F830. 59

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2013）第 303130 号

责任编辑：洪 钢

责任校对：胡永立

封面设计：逸品文化

版式设计：兰 波

中国财政经济出版社 出版

URL: <http://www.cfeph.cn>

E-mail: cfeph@cfeph.cn

（版权所有 翻印必究）

社址：北京市海淀区阜成路甲 28 号 邮政编码：100142

营销中心电话：88190406 北京财经书店电话：64033436 84041336

北京财经印刷厂印刷 各地新华书店经销

787 × 1092 毫米 16 开 28.25 印张 495 000 字

2014 年 3 月第 1 版 2014 年 3 月北京第 1 次印刷

定价：68.00 元

ISBN 978 - 7 - 5095 - 4995 - 7/F · 4054

（图书出现印装问题，本社负责调换）

质量投诉电话：88190744

反盗版举报电话：88190492、88190446



财富与梦想

——解读量化投资之秘

(自序)

(一) 量化投资：寻根溯源

2011年，我赴美国沃顿商学院访问学习。所学当中有一门课程——投资组合管理，它引起我极大的兴趣，我跟量化投资的“因缘际会”正由此而来。沃顿不愧为世界第一流的商学院，教授们不仅学术上可圈可点，还管理着华尔街的对冲基金，并且做得有声有色。在美国学习期间，经常和朋友们在一起探讨中美两国证券市场发展的种种差异，当时的A股市场正处于漫漫熊途，股指期货的大门刚刚打开，而国内的量化投资犹如屏风后的少女，欲出还羞。

一直以来，中国市场上的多数机构投资者都是基于价值分析和主观判断进行投资决策。作为一个在证券市场有着近20年经历的人，我从未怀疑过价值投资是这个市场上亘古不变的真理。然而面对游戏规则的变化，以及不见终点的熊途，那些在牛市中“娇生惯养”的投资经理心急如焚却又束手无策。我强烈感觉到一场由量化投资带来的大变革即将来临，这场变革将会给券商、基金、私募等机构投资者所惯用的传统投资方式带来新的挑战。

2008年次贷危机让雷曼灰飞烟灭、让花旗大伤元气、让美林被美国银行所并购，有一家名不见经传的对冲基金——Magnetar Capital却逆势大发横财，而这家对冲基金正是量化投资的践行者。《诗经》有云：“知我者谓我心忧，不知我者谓我何求”，这句话与我当时的心境是如此的默契。回国之后，我们立即着手组建一支主要由博士后组成的高水平的量化研究团队。

量化投资在中国虽是襁褓中的婴儿，但在美国的发展已经相当成熟。1971年，世界上第一只被动量化基金由巴克莱国际投资管理公司发行，这可以算是美国量化投资的开端。20世纪80年代，量化投资开始大量进入华尔街，其中的排头兵就是伯克利的BARRA和芝加哥大学。从20世纪90年代初期开始，量化投资的资产管理规模迅速增长。2000年以来，量化投资的资





产管理规模年均增速超过 15%。2011 年美国的量化投资和对冲基金的规模已经达到了 2 万多亿美元的规模。使用量化方式进行投资的各类基金和其他机构所管理的资金数额估计占全球投资总量的 20%，在全球很多大型的股票交易所中，接近 50% 的交易量来自各类量化投资方式。可以说，量化投资经过四十多年的发展，已经成为西方金融市场最为重要的投资方式之一。

所谓量化投资（Quantative Investing），是指借助数学模型进行投资决策、利用计算机进行交易的投资方式。量化投资区别于传统基本面分析和技术分析投资的鲜明特征就是模型决策和计算机交易^①。模型决策：量化投资可以将投资者经常使用的基本面投资方法、技术分析投资方法、现代投资组合理论以及基于数据反映出的统计规律等等建立定量模型，根据模型的运行结果进行投资，从而消除投资决策中的情绪化因素，将投资中的人类判断偏差降到最低程度。而在基本面分析和技术分析中，无法摆脱投资中人的主观判断。比如基本面分析师在给公司治理进行排名时可能会掺杂自己的主观因素，而不同的技术分析师也会对同一图表做出不同解读。计算机交易：计算机交易一方面可以克服个人过度自信、抵制心理等人性弱点而导致投资决策及决策执行时行为偏差，使投资决策更科学、更理性；另一方面，计算机高效、快速地处理海量信息，更广泛地寻找、验证和把握投资机会，程序化、及时并准确地下单等，使量化投资具备传统投资无法比拟的优势，也使量化投资利器——高频交易成为可能。

量化投资的发展得益于金融理论、金融创新工具以及计算机技术的发展。有效市场假说、均值一方差模型、资本资产定价模型、套利定价理论、风险管理模型、绩效评估理论、管理能力评估理论等理论在金融市场应用方面的突破不但为量化投资的产生与兴起提供必要的理论支撑，而且这些突破也成为量化投资者手中的武器，被运用于投资实践中去挖掘稍纵即逝的市场机会。

20 世纪 70 年代，国际金融市场创新浪潮涌现，金融创新的深化，金融创新工具和品种的迅速增多，大大扩展了量化投资可操作的领域，为量化投资技术的应用和推广提供了成长沃土。

20 世纪 70 年代到 90 年代，由于数据、计算机以及网路技术的限制，量化投资在海外发展相对缓慢。2000 年以后，计算机及网路技术的发展为量化投资的兴起提供了必要的硬件支持，量化投资开始进入蓬勃发展的时代。

在金融理论、金融创新工具以及计算机技术不断创新发展的推动下，量

^① 计算机能够主导金融类产品在百分或千分之一秒之内自动完成大量买单和卖单。



化投资从最初的技术分析手段，逐渐发展演变成为有金融理论支撑的金融设计工具，再到以计算机程序算法主导的高频交易，量化投资的方法也在不断地丰富和完善。因此，量化投资是动态的、发展的，我们对量化投资的认识也必须保持与时俱进，时刻追踪量化投资理论和实务的最新成果，并根据所在市场情况及变化运用于投资实践。

（二）量化投资：神话与黑箱

谈量化投资不能不提“量化投资之王”（Quant King）——詹姆斯·西蒙斯（James Simons）。作为一位数学家，西蒙斯曾任纽约州立大学石溪分校数学系主任，与著名数学家陈省身合作提出了 Chen - Simons 理论，获得过 5 年颁发一次的全美数学最高奖——维布伦奖。

作为一位量化投资专家，西蒙斯的成就更加引人注目。他于 1982 年发起成立了复兴技术公司（Renaissance Technologies），1988 年 3 月成立公司的旗舰产品——大奖章基金（Medallion Fund）。大奖章基金是华尔街最成功的对冲基金之一，1988—2009 年大奖章基金的年化净收益率达到 41.8%，远远超过了巴菲特 18.4% 的年化收益率，而其超越巴菲特的秘密武器就是量化投资。而且从 1988 年到 2009 年，大奖章基金仅在 1989 年亏损 4.1%，其余年份盈利均在 20% 以上。如此二十年如一日的骄人战绩创造了量化投资界的传奇神话。大奖章基金创造传奇的同时，西蒙斯个人也实现了常人难以企及的财富梦想。根据《福布斯 2012 年富豪榜全球上榜富豪名单》，2012 年西蒙斯的个人财富约为 110 亿美元，名列美国富豪榜第 26 位，全球富豪排行榜第 100 位^①。

在学术界，人们将西蒙斯的成功作为证伪有效市场假说的反例，渴望对其量化交易策略进行研究。在投资界，人们对其超一流的投资回报非常羡慕，急于模仿其成功的经验。但是，由于西蒙斯很少接受媒体的采访，人们对他的投资活动知之甚少。而且对冲基金一直有着黑箱操作式的投资模式，大奖章基金也不例外，其对工作人员有着极其严格的保密要求。这就使得西蒙斯及其大奖章基金具体所采用的那些量化投资技术总是笼罩着一层神秘色彩。量化投资常被人们冠以“黑箱作业”之称号，似乎处处散发着神秘气息。

然而，量化投资不是神话。

^① 资料来源：<http://www.forbeschina.com/>。



量化投资可能是世界上最成功的投资方法，只要它是一种方法，就会有自身的缺陷，并可能由此导致可怕的错误。20 世纪 90 年代中期，美国长期资本管理公司（LTCM）以“不同市场证券间不合理价差生灭自然性”为基础，制定了“通过电脑精密计算，发现不正常市场价格差，资金杠杆放大，入市图利”的投资策略，在 1994—1997 年间，每年的投资回报率分别达到了 28.5%、42.8%、40.8%、17%，可以说是辉煌一时。然而其量化策略对一些小概率事件的忽略和对风险控制的缺陷，导致 LTCM 走到破产的边缘，最终被美林和摩根出资收购接管。纵观海外量化投资的历史，这样的例子比比皆是。就算是西蒙斯的复兴技术公司也在担心量化投资神话的破灭。“大奖章基金耀眼光环的背后是无尽的压力：每时每刻，神话都有可能突然结束，大奖章的魔法随时随地都可能失灵，就像瓶子里的精灵一样‘嗖’的一声便不见了踪影。每时每刻真谛都有可能不再是真谛。”^①

量化投资也不是黑箱。

量化投资方法之所以被冠以“黑箱作业”主要出于三个原因：其一，量化投资基金都非常注意保密，那些赚钱的“模型”就是它们的命根子，是不可以说的秘密；其二，很多人都认为所有的量化投资公司都采用非常复杂的数学公式来进行投资，是常人难以理解的“黑箱”；其三，相当一部分人认为，量化投资预测金融价格走势的行为和使用占星术预测个人的运程很类似，是毫无科学依据的、遮人眼目的黑箱。

量化投资只是利用计算机技术并采用模型去践行投资理念，进行投资决策和交易的过程。计算机技术只是延伸了人脑的功能，使一些海量数据运行、计算、处理成为可能，在客观估计和辨别资产未来收益率的基础上捕捉市场的大概率成功的投资机会。而且所有模型都是建立在投资者的投资思想上，量化投资模型只是一种方法，是能够实现投资者投资理念的一种方法。投资理念是量化投资的灵魂。只有建立在正确的投资理念基础上，将其优化验证，然后形成模型，并且不断地根据投资理念的变化、市场状况的变化对模型进行修正、改善和优化，才能焕发量化模型的威力。

因此，量化投资不是神话，也不是黑箱，更不是遥不可及的东西。只要拥有投资理念和掌握模型开发技术的投资者都可以运用计算机技术进行量化投资策略的开发和研究。

^① （美）斯科特·帕特森著，卢开济译：《宽客》，沈阳万卷出版公司 2011 年版，第 106 页。

（三）量化投资：从西蒙斯到阿斯内斯

在量化投资四十多年的投资实践中，出现了一批又一批实现财富梦想的量化投资大师，他们的量化投资经验无疑值得借鉴，他们也赚到了常人无法想象的财富。其中最具有典型性和代表性的包括詹姆斯·西蒙斯，肯·格里芬^①，克里夫·阿斯内斯^②等，他们在量化投资领域的创新与实践从不同的维度增进我们对量化投资的理解和认识。

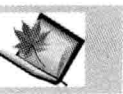
对模型的重视。模型是量化投资的核心，也是承载和实现量化理念的关键载体。那些成功的量化投资大师正是依靠其开发的模型，创造了一个又一个量化投资的神话。格里芬不关心股票的基本面或内在价值，而是关心价格的波动，并通过大量信息以及各种数学模型来分析交易心态，以期从中寻找机会。在 AQR 资本管理公司的投资实践中，阿斯内斯把价值投资与趋势投资结合起来，开发价值与趋势结合的投资策略模型，根据对市场的综合判断进行超配和低配。实践证明，在很长一段时间里，价值与趋势结合策略给 AQR 带来了超过一半的利润。而且对于成功的量化投资来说，量化模型的不断修正也是非常重要的。大奖章基金根据强力计算机所捕捉到的复杂市场信号对自己的模型不断地进行修正，其调整的频繁程度远远高于一般的量化基金。



建立由科学家组成的投资团队。很多量化大师认为，对于科学家来说，如果让他们来研究市场，一定基于市场事实出发，而不是基于某种理论来预先规定市场应该是什么样的。因此科学家也更能发现市场的无效之处，在此基础上形成交易策略。基于此，以西蒙斯为代表的量化大师纷纷建立由数学、物理学、统计学、密码破译、语音识别等领域科学家组成的投资团队。而正是这样的投资团队，为西蒙斯的大奖章基金带来源源不断的利润，创造一个又一个投资神话。同样，在格里芬创立的城堡投资集团最核心的部门——数量研究部，由大量数学家、物理学家、投资分析师和高级计算机科研

① 量化投资的神奇小子——肯·格里芬创立城堡投资集团（Citadel Investment Group）并将其打造成为全球最大且最成功的对冲基金之一，管理着约 130 亿美元的资产。2008 年前，城堡投资集团只有一年出现过亏损，年平均回报率高达 30%，超出市场平均水平 20%；尽管在 2008 年遭遇巨大损失，但在 2009 年就很快收复失地。

② 1998 年，克里夫·阿斯内斯——“有效市场假说”（efficient market hypothesis, EMH）提出者尤金·法玛的得意门生——与合伙人共同创办创建了 AQR 资本管理公司。在不到十年的时间里 AQR 管理的资产就从 10 亿美元增长到 391 亿美元，在很长的一段时间里被认为是华尔街表现最突出的量化对冲基金之一。



人员开发数学模型，寻求利用自己开发的数量和数值分析技巧为投资指路，为交易员提供支持。

交易资产的流动性。交易资产的流动性不仅影响量化策略的执行与终止，还通过交易成本影响量化策略的效果。因此，交易资产的流动性是量化投资的各种数学模型必须要考虑的重要因素。LTCM 的垮台很大程度上是所交易资产的流动性不足引起的。很多量化大师都非常重视所交易资产的流动性，他们很少交易衍生产品，主要交易基础资产。在他们看来，一方面基础资产具有更强的市场流动性，另一方面，基础资产的价格更有可能出现规律性如趋势、模式等，更适合量化投资。

高频交易。西蒙斯等人意识到，依统计的角度，预测明日或者数小时之内走势的能力要远远强于预测一周或两周。因此，高频交易成为其制胜法宝。而且，大奖章基金在多个交易市场进行数据挖掘、发现交易机会就会进行瞬间交易，因此具有很强的灵活性，可以在不同市场间来回切换。另一方面，其交易遵循“壁虎式投资法”^①，用西蒙斯的话说，交易“要像壁虎一样，平时趴在墙上一动不动，蚊子一旦出现就迅速将其吃掉，然后恢复平静，等待下一个机会。”

风险控制。格里芬的城堡投资集团对投资组合实施严格的风险管理，其风险管理人员每天模拟投资组合在不同危机环境下的变化情况——亚洲金融危机卷土重来或者是 9·11 事件重演，当模拟状况下的投资损失超过可以容忍的限度，他们就会调整投资组合。另外，城堡投资集团将管理资本的 30% 作为流动资金，一方面是为在市场波动时抓住投资机会，另一方面也是出于风险管理的考虑。西蒙斯也充分肯定风险管理的重要性，他强调“我们的方式和 LTCM^② 完全不同。复兴技术没有，也不需要那么高的杠杆比例，在操作时从来没有任何先入为主的概念，而是只寻找那些可以复制的微小获利瞬间，我们绝不能以‘市场终将恢复正常’作为赌注投入资金。”

多样化策略。在量化投资领域，涉及多个市场的、多样化的交易策略可以为投资提供更高的安全边际，对此，阿斯内斯亦深信不疑。通过广泛和深

^① “壁虎式投资法”是指在投资时通过捕捉市场出现的大量异常瞬间微利机会，发现交易机会就会马上行动，依靠在短期内完成大量交易来获利。

^② 由于 LTCM 借助电脑模型分析常人难于发现的利润机会，这些交易的利润率都非常微小，如果只从事数量极小的衍生工具交易，则回报一般只能达到市场平均水平。所以需要很高的杠杆比率将其放大，进行大规模交易，才能提高权益资本回报率。LTCM 从投资者筹得 43 亿美元资本，却拥有 1250 亿美元的资产，如果将金融衍生产品包括在内的话，这一数值达到 12500 亿美元之巨，杠杆比率接近惊人的 300 倍。

人的研究，阿斯内斯的 AQR 可以设计出不同的模型和基金产品来满足不同客户的需求。AQR 通过不同的交易策略管理着 65 只不同的基金，如绝对回报基金、变量基金、全球风险溢价基金等等，交易着各种资产，从波兰货币到日本债券，从原油、黄金到小麦。

从海外量化投资大师的经验分析，我们可以清晰地导出一条理解和认识量化投资的主线。量化模型是量化投资的核心，是实现投资理念的关键载体。由科学家组成的投资团队是量化模型开发的关键，代表了量化投资运用所需的技术。高频交易与多样化策略代表着量化投资的两个重要特征。交易资产的流动性是量化投资所必须考虑的重要事项。而风险控制则是量化模型的重要优势，也是影响量化投资成败的关键。

（四）量化投资：真谛

市场的真谛是关于市场如何运行的终极奥秘。不管是基本面分析专家、技术分析专家，还是量化分析专家，他们都是运用不同的方法、从不同的角度研究市场中的隐匿模式，揭示市场的运行规律即真谛，从而打开蕴藏无尽利润的财富之门。那么，量化投资的真谛是什么？

量化投资是运用自然科学的技术（数学、物理学、统计学、计算机等）去挖掘市场运行的规律，在此基础上，运用社会科学（基于对市场的理解）去阐释规律的原理、可持续性以及未来变化，进而形成合乎逻辑的投资理念和投资方法。或者相反，量化投资是基于对市场的理解的基础上，认为市场运行应该存在某个规律，并运用自然科学的技术去开发模型并验证，进而形成合乎逻辑的投资理念和投资方法。因此，量化投资的要点在于如何实现对社会科学的知识与自然科学的技术深刻理解、充分掌握、有机结合以及综合运用。

量化投资明显不同于技术分析。技术分析是基于对过去市场运行规律的一种总结和运用，而对于这种规律，技术分析并不也无法阐释其基于何种的投资理念，因此，对于该规律的可持续性未来可能变化也无法得出适当的估计。而量化投资策略无论是在选股、择时、行业选择、资产配置，还是风险控制等无不体现了定性的投资思想、客观的数据支持以及模型的实证检验，可以说是有理有据的。

量化投资也不同于基本面分析，量化投资是主观观点（基于对市场的理解）与客观技术（数学、物理学、统计学、计算机等）的结合，而基本面分析是很主观的，从宏观经济面、公司主营业务所处行业基本面、公司业务





同行业竞争水平基本，再到公司基本面的分析都没有定式，不同的个人、不同的角度、不同的侧重面都会造成对同一支股票完全不同的分析结果。因此，量化投资不仅能克服主观情绪偏差，克服人性弱点，客观评价交易机会，而且能充分利用客观技术的优势，更全面、系统、准确、及时地捕捉交易机会。

虽然量化投资不同于技术与基本面分析，但是，量化投资并不排斥技术与基本面分析。量化投资可以将技术分析或基本面分析的结果作为模型所应考虑的因素之一，构造量化模型或对量化模型进行改进。比如，在量化选股的过程中，可以运用基本面分析方法剔除一些公司基本面较差的上市公司，或者在量化择时的过程中，根据基本面分析的结果对策略进行动态调整。特别是在市场上出现小概率事件（如重大政策转变）时，需要经验丰富的基金经理来把握宏观的和大的趋势转变，及时对量化模型进行必要的调整。

正如我们前面所说，量化投资是一种投资方法。作为一种方法，它有自身的优势和局限性。理性决策、多维视角、超强处理、及时跟踪、精确捕捉是量化投资区别于传统投资的五大优势。但是，量化投资也有其自身致命性的局限，那就是极端波动性和模型策略重复的风险。市场波动性是量化投资获利的关键，但是极端波动性却可以致量化投资于死地。长期资本管理公司的交易虽然都是基于成熟的计算机模型和风险管理策略，但是，当市场运动呈现出那些模型无法预测的情景时，市场的极端波动使该公司在数周之内损失几十亿美元。

另一方面，从单一量化策略来看，某些策略是有效的。但是，当市场上太多的人采用了相同的策略，策略的有效性就会降低，甚至引发灾难。而且这种状况对于量化策略的开发者来说又是无法预知的。就像2007年8月初一批量化基金经历了惊心动魄的四个交易日后^①，阿斯内斯在给投资者的信中写道：“没有什么模型会一直有效。然而，这一次与模型本身无关，而是因为太多的人采用了相同的策略，就同其他曾获得成功的定量和非定量投资策略一样，当过多的人试着同时逃离同一投资策略时，此类投资者将陷入困境。我们知道这是此类投资面临的一个风险因素，但同其他人一样，我们低估了风险发生时的危害程度和扩散速度。”

^① 由于量化模型和投资标的相似，2007年8月6日，大量模型发出指向退出的信号，大批受量化基金青睐的股票因为短时间程序的巨量抛盘而重挫，而那些前期被做空的股票却因为大量的空头回补而飙升。短短几天内，整个量化投资也哀鸿遍野、损失惨重。

（五）量化投资：在中国

自2004年8月27日国内发行第一只量化基金产品——光大保德信量化核心基金以来，受制度建设、投资人才、衍生工具匮乏等制约，量化投资在我国发展缓慢。2004年至2008年间，仅增加一只量化基金产品（上投摩根阿尔法，2005年10月成立）。

进入2009年，伴随着我国资本市场金融创新、市场规模扩大、衍生工具创新预期与创新实践的持续深入，特别是2010年4月股指期货的推出，我国量化投资的应用机会与发展空间开始显现，一批海外量化投资人才相继回国，量化投资的发展步伐开始加速。2009—2012年，国内相继推出15只公募量化基金产品，私募基金、券商集合理财也相继推出多只量化投资产品。截至2013年1月17日，公募基金采用量化投资的产品有19只，规模284.82亿元，在接近3万亿美元的公募基金总规模中占比不足1%；券商集合理财产品采用量化投资的有48只左右，私募采用量化投资的产品有44只^①。相较于美国量化投资在全部主动股票投资中超过30%的占比，我国1%的占比说明目前我国的量化投资还仅仅处于发展的起步阶段。

量化投资已经成为西方金融市场最重要的投资方式之一，未来量化投资在中国金融市场也将独领风骚。随着我国资本市场改革的深入推进、制度创新、金融基础产品的流动性不断加强、金融衍生工具的不断丰富、金融交易费用的不断下降等投资环境的变化，量化投资在我国投资领域的发展空间巨大。另一方面，与发达国家的成熟股市相比，我国股票市场发展时间还很短，还处于比较幼稚的成长阶段，存在一系列基础制度和市场要素的缺失，这就使得我国股市现阶段呈现更大的波动性、更多的市场非理性等特征，而波动性、市场非有效或弱有效正是量化投资安身立命的根本，量化投资在中国的市场有更大的可获利空间。

现代金融理论认为，证券投资的额外收益率可以分为两个部分，第一部分就是阿尔法（ α ），是和整个市场无关的收益率；第二部分是整个市场的平均收益率乘以一个贝塔系数（ β ）。不同投资组合的阿尔法和贝塔也可能是不一样的。量化投资的终极目标就是捕捉阿尔法，而且是在尽可能对冲掉贝塔的情况下，这样，无论市场是涨了或是跌了，投资组合都在赚钱。贝塔只是随大势，捕捉阿尔法才是真本领。正因为阿尔法的难得，往往最新的金融理

^① 数据来源：Wind 数据库。





论、投资理论、计算机技术被运用于量化投资实践中。那么，到底应该怎样进行量化投资？

“工欲善其事，必先利其器”。进行量化投资必须拥有量化开发所需的硬件设施（计算机系统），也需要必要的软件配套（数据库、开发软件、交易平台），更需要掌握必要的量化开发技术的量化投资开发人员。在量化投资系统构建的过程中，须根据量化开发人员的需求定制计算机系统、数据库、开发软件、工具、交易平台等。由于开展量化投资需要较高的初期投入（包括配置计算机系统、购买数据库、开发软件、交易平台等），而且，个人投资者在量化投资策略的开发方面，特别是多策略开发与综合运用等方面均不具优势。而机构投资者具有较强的人、财、物能够对量化投资进行软硬件投入，并聘请数学、计算机、金融等领域优秀的复合型量化投资人才，组建量化投资团队进行量化投资操作。因此，即使是在量化投资发达的海外市场，个人使用量化投资策略进行投资的情况也很少见。

当然，量化投资作为一个舶来品，在中国市场的运用过程中，投资者一定要注意量化投资的中国化问题。在国外有效的量化策略，在国内不一定有效；在国外无效的量化策略，在国内不一定也无效；在国外可行的量化策略，在国内不一定可行。比如，在多因子模型中，价值因子在国外是很显著的，而在国内却是不明显的。在动量反转策略中，动量策略在国外有效，而反转策略在国内有效。又比如，由于受制于交易成本、衍生工具等限制，一些高频交易策略、套利策略目前国内并不可行。还有，并不是越复杂的模型越好，模型很重要，但是量化投资并不是纯粹在做模型，对于量化投资来说，投资理念与模型的结合更重要。

不同的市场环境将有不同的运行方式，也将有适用于该市场的、特定的投资理念，因此，量化投资开发人员必须根据中国市场的环境，结合特定的投资理念，有针对性地开发适合中国股票市场的量化策略，捕捉中国股票市场的阿尔法。

选择量化投资作为职业目标，无疑是一个可行的、富有想象空间和挑战性的工作。对于那些心怀财富梦想、立志在量化投资研究领域钻研的人来说，掌握必要的数学、统计学以及计算机程序语言是必要的，但不一定需要达到多么高深的程度，更重要的是投资理念的形，要善于思考、富有想象力和执行力。正如西蒙斯所说，“在复兴技术，我们用的数学工具也挺复杂的，但是高深就谈不上，不过我们用的统计学技巧就可能非常复杂。我所需要的研究人员的确要懂得一定的数学，这样他能很熟练地使用我们所用的各种研究工具，但是更重要的是他应该对事情的根源很好奇，富有想象力，

而且有恒心去揭示这些根源”。

从 20 世纪 90 年代至今的二十多年里，量化投资风靡美国和欧洲，同时也造就了一个又一个的财富神话。未来二十年中国将超越美国成为全球第一大经济体，中国的资本市场将成为全球最主要的资本市场，中国的量化投资将开创新的历史，中国的量化投资领域也必将谱写新的财富神话。机会总是留给有准备的人，心怀财富梦想的年轻人，你们准备好了吗？

最后要说明，本书由我牵头策划，卢宗辉审校，石建辉统稿，参与写作的还有张龙斌、刘英、徐清振、杨高宇、石建辉、陈锐、尚震宇、王占海、蓝海平、张帅等。在写作过程中，我们得到了许多领导和专家的大力关怀和支持，在此谨向他们表达诚挚的感谢。

何诚颖

2014 年 2 月于深圳



财富与梦想系列丛书

前言

Preface

量化投资在中国资本市场上是一种崭新的理念。它的崛起，一方面是中国资本市场的自我完善，尤其是股指期货、国债期货以及融资融券的推出，更是激发了国人量化投资的热忱；另一方面，美国次贷危机之后，华尔街上的从事量化投资的华人纷纷回流中国，也促进了国内量化交易的繁荣。

中国迫切需要量化交易人才！各种金融创新产品需要量化交易来提供流动性，这已为美国等发达资本市场发展历史所证明。维护我国的金融主权，也需要量化交易高手。近期有感于中国持有大量美债却被美国政府的“关门危机”所挟持，国内媒体发出了这样的呼吁：“中国急需国际大金融博弈的操盘手，他们不仅要熟谙西方金融的各种工具和规则，还要非常忠于中国国家利益。”当今，国际资本市场的现实就是：美国市场上超过一半的股票，30%的衍生品都是通过量化交易的。所以，参与国际大金融博弈的中国操盘手，必须是忠于国家利益的量化交易高手。

量化投资是数学、计算机理论与金融实践的结合，它需要数学但不唯数学。实践中我们却常常看到，很多投资者朋友出于对数学工具的恐惧而对量化投资的殿堂望而却步；或者依恃自己深厚的数学知识或先进的模型技巧，忽视了量化交易策略设计中的直觉背景，最终把自己陷于巨大的风险当中。我们尝试在本书中展示量化交易中技术与直觉的平衡，为入门的朋友提供有益的参考。

最后，我们主张“大量化”的观念，也就是说：量化投资并不是与技术分析或基本面分析平行的一种投资风格，尽管实践中人们经常这样认为；通过量化语言，技术分析和基本面分析的投资风格都能得到改进和强化。本书从宏观经济、行业分析到个股选择，从长时间交易到日内交易等各个方面展



示了量化语言的应用，希望读者朋友能够在深度和广度上一窥量化投资的风采。

本书由何诚颖博士牵头，卢宗辉审校，石建辉统稿，参与写作的还有张龙斌、刘英、徐清振、杨高宇、石建辉、陈锐、尚震宇、王占海、蓝海平、张帅等。在写作过程中，我们得到了许多领导和专家的大力关怀和支持，在此谨向他们表达诚挚的感谢。

作 者

2014 年 2 月



财富与梦想系列丛书

目 录

Contents

目
录

1



第一篇 投资理念篇

第一章 市场有效性与量化投资	(3)
第一节 引言	(3)
第二节 有效市场假说	(4)
第三节 行为金融学的解释	(6)
第四节 适应性市场假说	(7)
第五节 适应性市场假说对投资的指导意义	(9)
第六节 小结	(12)
第二章 著名量化投资者的交易经验	(14)
第一节 引言	(14)
第二节 系统性的交易策略开发	(15)
第三节 利用资金管理提升业绩	(18)
第四节 在投资领域引入科学精神	(19)
第五节 交易基础资产	(20)
第六节 数据挖掘技术的应用	(21)
第七节 小结	(24)
本章附录 西蒙斯和巴菲特的投资回报率数据	(25)
第三章 资本资产定价模型简介	(27)
第一节 引言	(27)



第二节	资本资产定价模型的假设及其扩展	(28)
第三节	CAPM 的应用	(32)
第四节	小结	(37)

第四章 基于 Black - Litterman 模型构建投资组合

第一节	引言	(39)
第二节	投资组合理论与实践	(40)
第三节	Black - Litterman 投资组合理论的分析框架	(43)
第四节	Black - Litterman 模型与 Markowitz 均值一方差模型的 比较	(46)
第五节	结论与投资建议	(48)

第二篇

市场运行篇

第五章 基于贝叶斯向量自回归模型的宏观经济变量预测

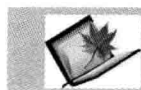
第一节	引言	(53)
第二节	贝叶斯向量自回归模型 (BVAR) 和参数估计	(54)
第三节	模型预测能力的稳健性分析	(57)
第四节	经济如何软着陆	(61)
第五节	主要结论与投资建议	(66)

第六章 利用状态空间模型捕捉市场风格转换

第一节	引言	(68)
第二节	风格轮动的解释	(69)
第三节	模型设定	(73)
第四节	数据及实证结果	(75)
第五节	结论与投资建议	(81)

第七章 基于时变 Lévy 过程分析我国股市收益率波动

第一节	引言	(83)
第二节	利用时变 Lévy 过程捕捉各类波动	(85)
第三节	参数模型设定	(89)
第四节	模型计量估计方法	(92)



第五节	数据与实证分析	(95)
第六节	结论	(101)
第八章	成交量与股市周期波动关系研究	(103)
第一节	引言	(103)
第二节	交易量与股市波动的关联分析	(105)
第三节	交易量与股市波动关系的实证检验	(108)
第四节	交易量波动的趋势与股市投资策略分析	(113)
第五节	结论	(117)
第九章	中国股市价格与成交量的多分形特性分析	(118)
第一节	引言	(118)
第二节	研究方法	(119)
第三节	数据描述	(121)
第四节	实证结果	(122)
第五节	结论与建议	(127)
第十章	基差变化与沪深 300 指数和股指期货的波动性——基于 马可夫状态转换模型的考察	(128)
第一节	引言	(128)
第二节	模型与方法	(130)
第三节	数据来源与变量选取	(131)
第四节	实证结果与分析	(133)
第五节	结论与建议	(139)

第三篇 交易策略上篇

第十一章	A + H 股配对交易研究	(143)
第一节	引言	(143)
第二节	套利原理	(143)
第三节	配对交易套利步骤	(145)
第四节	A + H 配对套利分析	(145)
第五节	结论	(151)



第十二章 沪深 300 指数期货在动态组合保险中的应用研究	(152)
第一节 引言	(152)
第二节 组合保险技术主要策略回顾	(153)
第三节 基于股指期货的投资组合保险策略的改进研究	(154)
第四节 实证检验与分析	(160)
第五节 小结	(164)
第十三章 基于股指期货主力持仓数据的市场趋势预测指数模型研究	(165)
第一节 引言	(165)
第二节 股指期货主力持仓数据预测能力的理论分析	(166)
第三节 股指期货主力会员持仓数据的特征分析	(167)
第四节 期指主力持仓数据预测能力的实证分析	(170)
第五节 基于期指主力持仓的股指运行的动力模型	(172)
第六节 股市运行动力模型的非线性建模	(174)
第七节 小结	(178)
第十四章 DEA 方法在量化投资中的应用	(179)
第一节 生产效率分析基本原理	(180)
第二节 数据包络分析基本模型 CCR	(182)
第三节 数据包络分析扩展模型	(187)
第四节 考虑价格因素时的 DEA 模型	(190)
第五节 DEA 方法在 LED 行业投资中的运用	(195)
第六节 LED 行业竞争力分析	(202)
第七节 小结	(205)
第十五章 基于状态空间模型的动态 Alpha 识别	(206)
第一节 引言	(206)
第二节 获取 Alpha 收益的理论方法以及其实践	(208)
第三节 捕捉动态 Alpha 的状态空间模型设定	(210)
第四节 数据及实证结果	(214)
第五节 结论与投资建议	(221)
第十六章 对数周期幂律在 A 股市场中的应用	(223)
第一节 引言	(223)

第二节	LPPL 模型及优化目标函数	(224)
第三节	反弹与负泡沫	(236)
第四节	结论	(238)

第四篇 交易策略中篇

第十七章	Fama - French 模型在中国股票市场的应用	(241)
第一节	引言	(241)
第二节	数据处理	(243)
第三节	数据分析	(245)
第四节	结论	(250)

第十八章	动量模型及其应用	(252)
第一节	引言	(252)
第二节	数据与方法	(256)
第三节	动量效应的实证分析	(258)
第四节	规模、交易量与动量策略	(264)

第十九章	因子模型的投资策略分析	(279)
第一节	引言	(279)
第二节	分析方法	(279)
第三节	实证结果	(280)
第四节	结论	(290)

第二十章	因子模型的扩展及应用	(291)
第一节	多因子模型的样本内解释能力	(291)
第二节	多因子模型的样本外预测能力	(300)

第五篇 交易策略下篇

第二十一章	基于市场结构的序贯学习模型	(319)
第一节	引言	(319)





第二节	Glosten - Milgrom 信息模型及其推广	(320)
第三节	EKOP 模型及其发展	(327)
第四节	模型实现与实证分析	(332)
第五节	结论与建议	(337)
第二十二章	基于二阶段模型的中国股市资金流向研究	(339)
第一节	引言	(339)
第二节	资金流向理论模型	(341)
第三节	中国股市资金流向实证分析	(347)
第四节	结论	(357)
第二十三章	基于峰度和偏度的投资组合策略及其在 A 股市场的应用	(358)
第一节	引言	(358)
第二节	基于高阶矩的投资组合构造	(362)
第三节	基于已实现矩策略的收益率	(364)
第四节	结论	(368)

第六篇 策略检验篇

第二十四章	趋势交易策略稳健性检验	(373)
第一节	趋势交易策略及其实证文献	(373)
第二节	趋势交易策略的构建	(377)
第三节	实证分析	(380)
第四节	结论及投资建议	(388)
第二十五章	量化交易策略的评价与回溯检验	(390)
第一节	引言	(390)
第二节	交易策略的回溯检验与预测性指标构建	(398)
第三节	结论	(403)
参考文献		(404)
后 记		(427)



第一篇

投资理财篇

全国最低交易手续费免费办理国内正规商品股指原油期货开户 零佣金 不限资金量和交易量直接申请交易所手续费
任何地方费用比我们低 10倍赔偿差价 客服QQ/微信：958218088 期货开户和书籍下载请进：<http://www.7help.net>



第一章

市场有效性与量化投资^①

第一节 引言

有效市场假说（EMH）发源于 Samuelson（1965）和 Fama（1965a；1965b；1970）的研究，长期影响着现代金融学领域。但是，EMH 对很多市场异象无法解释。行为金融学认为人们在决策时，并非按照经典经济学的效用函数优化框架进行优化，人们行动中不可避免会有多种偏差，行为偏差导致了市场异象。这就削弱了 EMH 的微观基础。但是行为金融学未能提供一个一致的理论框架，因为很多行为金融学模型都是为了解释具体的市场异象开发的，同时模型中也允许统计套利的发生。Lo（2004；2005）提出的适应性市场假说（AMH）认为金融市场是由物种和种群、资源组成的生态系统。AMH 认为：个体（物种）的任务是生存而不是优化效应函数；物种的生存需要要求物种只能采取满意而不是最优的决策方式，各种行为偏差正是物种追求决策效率的表现；市场生态系统的具体状态决定了市场的效率；AMH 下市场的极限状态就是 EMH 描述的状态。因此，AMH 起着沟通 EMH 和行为偏差的桥梁作用。AMH 对于投资思想的解放具有重大的意义，本文将其誉为投资领域中的“哥白尼革命”。

① 本章的一个节略版本曾发表于《生产力研究》2011 年第 4 期。

第二节 有效市场假说

Fama (1965a) 提出的有效市场假说认为，基于当前时刻可得的某个信息集，对未来价格的最好预测就是当前价格。也就是说，在任何时候，所有的金融价格都能准确、实时地反映信息集中的内容。EMH 下市场效率可以分为三种从弱到强的形式：弱式有效、半强式有效和强式有效。分别对应于上述信息集取历史信息集、公开信息集和包括私有信息在内的全部可得信息集。EMH 实质是：平均而言，信息被市场吸收的速度是如此之快，超过了任何个体投资者能够利用其获利的程度。如果弱式有效 EMH 成立，任何主动投资策略都无用武之地；如果半强式有效市场成立，基本面分析策略也将无效；如果强式有效市场成立，则内幕消息也无法带来超额回报。

人们对 EMH（主要是弱式有效市场）进行了大量的检验，检验形式包括随机漫步假说、鞅假说和下鞅假说等。随机漫步假说认为价格是独立增量过程，不同时期的价格变动是相互独立的。鞅假说认为不同时期的价格变动可以有相依性，但历史价格不影响未来价格的走势。下鞅假说认为，已知历史信息，价格变动或收益率在扣除对投资者的时间和风险补偿后期望值为 0。

本书仅指出，针对最强的下鞅假说，EMH 是无法检验的。这是因为检验下鞅假说时会遇到联合检验问题（Fama, 2010）。联合检验是指在检验市场有效性时，如果同各种均衡定价模型联系在一起，即使实证结果是可以持续获得超额利润的，也不能证实市场无效，因为无法排除均衡模型本身不正确的影响。

除了无法检验之外，EMH 假说也面临着市场激励不足和无法解释某些市场异象的问题。

一、激励不足

Grossman (1976) 和 Grossman and Stiglitz (1980) 指出，在有效市场假说下市场不能为市场参与者提供足够的激励。信息是有成本的。如果市场是完全信息有效的，投资者在获取信息时付出的成本将得不到补偿。于是就没有交易的理由，所有的市场都将消失。也就是说，市场无效的程度决定了投资者愿意收集信息和交易信息的努力程度。因此，非退化的均衡只有在市场



上存在一定的获利机会，也就是说只有当市场表现出一定的无效率的时候，才能补偿投资者交易和收集信息的成本。

二、优异投资绩效的个体

沃伦·巴菲特（Warren Buffet）和詹姆斯·西蒙斯（James Simons）的出现，也在一定程度上动摇了人们对 EMH 的信心。

巴菲特的伯克希尔·哈撒韦（Berkshire Hathaway）公司在 45 年的投资周期（1965～2009 年）中年投资回报率为 22%。明显高于同期标准普尔 500 指数的收益率（9.3%）^①。有人用“生存者偏差”（survivorship bias）来解释：一大群投资者经过淘汰最终总会剩下一些幸运儿被人们观察到，巴菲特可能就是这个幸运儿。可是，如果人们在 20 年前就开始观察巴菲特，按照淘汰率每年 50% 计，我们今天观察到巴菲特的概率只有不到十万分之一。而在 20 年前无疑也找不到 10 万个像巴菲特那样出色的投资者。巴菲特的成功不可能用“生存者偏差”来解释。

西蒙斯是 2006 年国际金融工程师协会（IAFE）金融工程师大奖获得者，他运作的 Medallion 基金长期进行大量的交易，却能获得稳定的超额回报（1988—2006 年的年均净回报率高达 34%，居同期美国对冲基金排行榜榜首，远超过市场指数的回报率）^②。Medallion 基金通过研究市场历史资料来发现统计相关性，以预测期货、货币、股票市场的短期运动，并通过数千次快速的日内短线交易（称为快闪交易）来捕捉获利机会。西蒙斯的成功也无法用有效市场假说解释：如果市场是有效的，按照大数定律，大量交易的噪音交易者的收益应该趋于零甚至是负数（考虑到交易成本）。

三、市场异象

人们观察到了大量证券市场异象（anomalies）的存在。市场异象是指 EMH 无法解释的价格序列中持续存在的规律性模式，包括：

1. 日历效应：包括一月效应、月末效应和假日效应等，是指证券市场上某些具体的交易日会与其他交易日显著不同。
2. 规模效应：小盘股的回报优于大盘股；小盘股的表现现在年底更有可能超过大盘股。

^① 新浪财经（2010-03-06）。巴菲特 45 年投资回报率击败所有共同基金。<http://finance.sina.com.cn/stock/usstock/c/20100306/003775111110.shtml>。

^② Bloomberg. (2008-10-27). Simons at Renaissance Cracks Code, Doubling Assets. <http://www.bloomberg.com/apps/news?pid=20601213&sid=q33M3X795vQ&refer=home>.



3. 价值效应：低市净率股票较高市净率股票能获得超额收益；低市价/账面价格比股票的收益高于高市价/账面价格比的股票。

4. 反转效应：持有期为3~5年时，买进过去股价表现较差而卖出过去股价表现较好的股票能获得超额收益；股价在短期内（一周至一个月）也常常发生反转。

5. 动量效应：持有期为3~12个月时，赢家组合（如按收益率高低排序之前10%股票）的收益会显著高于输家组合（如按收益率高低排序后10%股票）。

6. 处置效应：证券市场的参与者有长期持有亏损股票而在短时间内卖掉赢利股票的倾向。价值线之谜：买进价值线公司高评级的股票，卖出低评级的股票能获得超额收益。

7. 股权溢价迷思：股票市场投资平均回报显著高于债券市场投资平均回报。

8. 突然崩盘：如1987年10月19日，道琼斯工业平均指数（DJIA）单日下跌23%，而同期却无显著的基本面利空消息和外部冲击。

很多市场异象在相关研究发表很久之后还继续存在，如规模效应和价值效应，就被纳入Fama - French三因子模型当中。

第三节 行为金融学的解释

传统经济学的基石是效用函数。经济行为人的决策目标是效用最大化。但是现实生活中，人们的行为方式不是这样的。诺贝尔经济学奖获得者赫尔伯特·西蒙就认为，个体只有有限理性，人们只是追求满意而不是最优的决策（Simon, 1972）。

行为经济学家认为行为人并不完全按照理性方式行事，不会如经典经济理论描述的那样去优化个体的效用函数。行为人在决策中会受到各种偏差的影响（Tversky and Kahnmane, 1974），包括：认知失调，代表性偏差，证实性偏差，保守性偏差，过度自信，过度反应，从众，心理账户，易获得性偏差，后悔厌恶，损失规避，模糊规避等。基于行为偏差可对市场异象加以解释。我们举一个例子来说明。

Barberis, Shleifer and Vishny (1998) 用选择性偏差和保守偏差来解释市



场中的反应不足和过度反应现象。代表性偏差是指行为人为将一些事件作为典型和代表性的事件，忽视随机性因素。保守偏差是指行为人在新证据前不愿意更新模型。在上述模型中公司收益是一个随机漫步，但是投资者认为它是由两个状态（机制）组成的过程：均值回复机制和趋势机制。投资者头脑里形成了对两种状态的转移概率的主观估计。出于保守性偏差，投资者不愿意改变对当前机制的看法，直到有充分的证据改变它。投资者用贝叶斯方式更新自己的观念。出于代表性偏差，当积极信号接踵而至时，投资者就确信当前是在趋势机制下；当积极信号伴随消极信号而至时，投资者就会确信当前是在均值回复机制下。这样的模型的输出结果就是对孤立消息的反应不足和对系列消息的过度反应。

基于行为偏差解释市场异象有两个不足之处。一是在解释市场异象时，选择行为偏差的自由度较大。例如，同样是过度反应和反映不足，Daniel, Hirshleifer and Subrahmanyam (1998) 就用过度自信和自我归因偏差解释。对于大量的市场异象和大量的行为偏差而言，选择性地建立解释与被解释关系是不妥的。现有研究未解释为何某些偏差在起作用，而另一些偏差不起作用。二是从个体的行为偏差到全体的行为偏差之间无法解释清楚，研究中常用一个代表性投资者代替投资者群体，忽视了投资者群体中的全体动力学过程。

总之，行为金融学对若干市场异象提出了有洞察力的见解，但现阶段还无法提出全面的解释市场的框架。许多行为金融模型只是描述特定市场异象的工具，它们由于允许统计套利而经常受到批评。

第四节 适应性市场假说

为了沟通行为金融学模型与有效市场假说之间的鸿沟，Lo (2004; 2005) 提出了适应性市场假设 (adaptive markets hypothesis, AMH)。AMH 借鉴达尔文的进化论思想，应用演化、竞争、适应、自然选择等概念来描述金融市场上的交互作用。本节对 AMH 的介绍基于 Lo (2004)。

在生态学上，一个特定的生物称为一个物种 (species)。特定时间内占据一定空间的相同物种的个体的集合称为一个种群 (population)。生活在一定空间中相互有直接或间接关系的有关种群的总体成为一个生物体群落



(community)。

类比生物系统，AMH 将市场环境看作生态环境，将市场上的利润机会作为稀缺资源，将具有相同行为特征的投资者作为物种，具体市场条件下某类投资者的全体成员就构成一个种群。市场上有多种物种，例如，养老金、机构投资者和个人投资者等。AMH 认为，金融市场就是不同物种之间捕食与被捕食的场所，投资者在金融市场上的首要任务不是使自己的效用最大化，而是使自己生存下去。为了生存就得追求决策的效率。行为金融学中的许多捷思（heuristic）偏差，正是行为人追求满意决策而不是最优决策的体现。为了达到满意，个体经常采用试错和自然选择的方式。个体通过不断试错得到近似优化决策。如果环境改变，旧环境下的直觉不再适用，我们就观察到“行为偏差”。经济理性的反例如损失规避、过度自信、过度反应、单独反映、心理计数等，实际上是个体为了适应变化的环境，通过简单的直觉来决策的表现。

AMH 认为，市场效率是一个动态的概念。如果市场上物种具有多样性，或者种群数量很庞大，相互竞争稀缺资源，那么市场就会高度有效，例如中期美国国债市场，它能够迅速有效地反映相关信息。如果只有少量的物种竞争充裕的资源，则市场可能无效。

按照 AMH 假说，投资者进入和退出市场都呈现明显的周期化。随着竞争的加剧，某些物种开始消失，随着物种数量减少，竞争的激烈程度有所下降，于是某些种群又开始膨胀。与之俱来的是，投资策略的绩效也会受经济周期状况的影响，如竞争者进入市场和退出市场，投资者的多样性，获利机会大小的周期变化等。甚至常为技术分析人士所提起的贪婪和恐惧，也是由进化力量塑造的一种适应市场的“遗传性状”（trait），能够提高物种的生存机会。

AMH 调和了有效市场假说和行为偏差。AMH 认为有效市场假说是市场这一生态系统的极限行为，而行为偏差是特定物种在一定条件下的行为，这种行为可能是持续的或非持续的，依赖于特定的经济演化路径。

由于套利机会不时存在，市场并不向着 EMH 所预言的方向不断向高效率进化，更复杂的动力学也可能出现。一种可能的形式就是市场周期性地在有效和无效之间震荡。于是趋势和泡沫就会产生。

作为推论，AMH 认为投资策略的绩效可能涨跌不定，在某些市场环境下表现优异，而在某些市场环境下又不尽如人意。虽然对套利机会的竞争可能削弱某些策略的有效性，但是当环境条件许可时这些策略又会焕发生机。一切都视市场上的竞争状况而定。以长期资本管理公司（LTCM）的固定收



益息差策略为例。在 LTCM 倒闭之后不久，这种类型的基金基本上销声匿迹了。但是，当宏观经济环境近年来出现类似 20 世纪 90 年代的特点时，复制 LTCM 投资策略的基金又开始出现并获利颇丰。

第五节

适应性市场假说对投资的指导意义

本书认为 AMH 是投资领域的一场“哥白尼革命”，它从根本上转变了人们对金融市场的看法。EMH 认为市场本质上是有效的，市场只在有限情况下无效。AMH 认为市场本质上是无效的，市场只在极限状态下有效。两种不同的视角对投资者的指导根本不同。EMH 认为投资者应该无为而治：市场上即使有机会，也早被别人抢走了。投资者最好的选择就是买入持有策略。AMH 后者认为市场上的确有异象，异象带来投资机会，市场奖励最早发掘投资机会的人。市场效率是相对的，风险回报关系是时变的。

本节分析 AMH 的若干推论，涉及套利力量的存在性、获利机会的存在性、交易策略的自毁性以及新交易策略的设计思路等。

一、套利力量的缺位

EMH 认为行为偏差与市场无效率可能会存在，但其盛行的程度和带来的影响会被反方向的套利力量所消除：尽管每个个体都会不时陷入一定的行为偏差，但是市场的力量还是会把价格带回理性的水平上。于是金融市场上的非理性行为整体上可以忽略不计。

但是，上述论证中有一个关键环节，那就是：有效市场要想实现，套利力量必须无所不在，足以消除各种市场异象带来的获利机会。AMH 认为市场上套利力量作为物种不是必然存在的。其存在性要受到诸多条件的限制（Barberis and Thaler, 2002 等），包括：

1. 缺乏套利机制。市场现实是：对于很多资产和市场（尤其是新兴市场）而言，套利机制普遍缺乏。对于套利者来说，没有做空市场，甚至做空市场的流动性不好，都无法有效实现套利。

2. 基本面风险。对基本面的判断存在一定的不确定性。当出现某种市场条件时，人们不能确定是市场基本面发生了变化，还是投资者的非理性造成的。



3. 噪音交易者风险。如果市场由噪音交易者控制，可能使非理性价格长期保持下去。噪音交易者的存在，使得套利交易者要冒着价格继续偏离均衡价格的风险。由于套利者一般比较保守倾向于反对冒险，就有可能使得噪音交易者或非理性交易者主导市场。换句话说，市场上出现了逆向选择。而如果群体心理一旦被调动起来并形成市场的力量，个体套利资本就更难与之抗衡了。

4. 机构投资者自身的交易目标限制。大型机构交易者如养老金对资产配置有严格的要求，投资期限往往也有限制，同时面临着定期的绩效评估。若市场异象的存在时间很长，这些投资者不会考虑投身于消除市场异象的行动。同时，现实中，人们对统计套利策略中的参数估计难以做到完美，例如价格回归理性的速度等。错误判断将造成毁灭性的后果，LTCM 就是一个例证。

从适应性市场假说来看，套利物种的存在也不是必然的。某些获利机会的存在可能促使某些物种产生，但不是必然的。上述四个条件正说明了限制套利物种产生的条件。

二、获利机会的普遍存在性

AMH 认为，有效市场只是一个极限状态，这个状态是靠物种之间的充分竞争实现的。其中套利物种的充分参与是一个必要条件。既然套利物种不是普遍存在的，那么在它们缺位的地方，获利机会就会长期存在。市场的多侧面特性，也决定了套利机会的多样性。这也要求套利者的类型是多样的。如果套利者的多样化程度低，也会导致获利机会的存在。实际上，巴菲特利用的就是大时间尺度上的机会，而西蒙斯把握的就是小时间尺度上的机会。正如西蒙斯所言：“我们关注的是那些很小的机会，它们可能转瞬即逝。这些机会出现之后我们会做出预测，然后进行相应的交易。”（忻海，2010）

EMH 认为，市场行为人的相互作用导致非理性偏差被加总从而被抵消。这的确是一种可能的市场状态，但在更多情况下市场并非如此行事。AMH 认为，投资者之间相互作用时，有可能使价格表现出一定的模式。著名物理学家伊利亚·普利高津（Ilya Prigogine）指出，远离平衡态的系统在非线性的作用下可能从无序转向有序。市场生态系统的各要素之间也存在复杂的非线性相互作用，如正负反馈机制等，导致了个体间出现协同作用，突变而产生有序。这就可以解释，为何股市中的参与者的意见在某个时刻会变得近乎全体一致，从而导致趋势、泡沫的出现。这就弥补了行为金融学中的一个缺失环节。行为金融学仅仅指出了个体会有行为偏差，但是如何从个体层面的偏

差演变到集体层面的偏差？AMH 提供了一种可能的解释。

三、交易策略的自毁性

任何一种交易策略被大量模仿时，它就不再具有获利能力。这就是交易策略的自毁性（self-fulfilling destruction）。当大部分掌握信息的人希望同时进行交易时，他们将无法找到足够的交易对象。例如，交易者们发现一个技术形态预测市场将在下星期一上涨，预测到这一点的人们将在星期五蜂拥购买股票，因此星期五股价就已上涨从而消除了该形态的盈利性。问题是：一些市场异象在公开研究论文出版很久后还存在，如动量和反转效应；而另一些市场异象在公开研究论文出版之后很快就消失了。这曾经使很多人疑惑不解。

AMH 认为，市场异象消失与否取决于具体利用某些策略的种群的行为。如果种群很庞大，无疑相应策略的有效性很快会消失；如果种群很小，则相应策略的营利性会持续很长时间。多样化的物种使得对有限资源的竞争更为有效，而种群庞大的规模会带来物种内部的充分竞争。这都会有效消除获利机会。

以前文所说的巴菲特为例。他的投资策略为何未因被模仿从而失效？事实上，有些基金的确试图复制巴菲特的策略，如 Templeton 成长基金等。但是价值投资策略要求投资者有极大的耐心，耐心捕捉投资机遇的到来。而基金的投资者常常没有耐心，对基金的投资绩效有着苛刻的要求。这样就迫使这些基金的操作偏离巴菲特的策略。例如，为了提升绩效就满仓入市，一旦遇到 2008 年的大熊市就会因现金缺乏而抗跌性不足。也就是说，一些外在约束限制了种群的数量，这就给巴菲特一个非常舒适的小环境安享丰厚的投资收益。

四、如何观察交易策略的有效性

观察市场生态系统有助于判断交易策略的有效性。有两项观察特别有价值：

1. 市场上各物种间的整体竞争情况；
2. 使用某规则的物种间的内部竞争情况。

如果考察 1 的结论是市场上物种多样性很高，或各物种间竞争很激烈，那市场很可能有效程度较高，就不必费力设计交易策略了。在考察 1 的基础上再考察 2，如果使用某条交易策略的种群很庞大，那也不必再使用它了。因为种群内部的竞争也将消除交易策略的盈利性。





事实上，对市场进行观察的重要性再强调也不为过。著名的道氏理论实际上就是一种市场观察技术。利用道氏理论，汉密尔顿（W. R. Hamilton）就曾在 1929 年的股市大崩溃前两天准确预告崩盘的到来。无论道氏理论是否适用今天的市场，观察市场的精神是值得提倡的。今天的市场上很多观察市场的新方法与手段，例如对指令册和指令流的分析，实质上 and 道氏理论的精髓是相通的。

五、创新交易策略的价值

市场总是回馈那些领先于别人想到交易策略的人。如果某个交易策略只有一小部分人在用，来自种群内部的竞争就不会很激烈。极端情况下，如果只有一个人在用的话，那就相当于一个人构成了一个种群。K 线技术的发明人本间宗久在日本米市交易中获得了长期连胜的辉煌战绩，因为他是第一个使用这项技术的人。汉密尔顿能在 1929 年股市崩盘之前预测到崩盘的到来，因为他是道氏理论的创始人之一。由此巴菲特、西蒙斯等人的优异投资记录也不难解释：他们都是创新投资技术的始作俑者。

六、对交易策略设计的启示

金融市场上每时每刻都有大量的交易发生。潜在的获利机会可通过分析这些数据得到。因此，各种数据挖掘方法就有了用武之地。具体来说，就是通过数据来反映市场上不同物种的行为方式，观察所处的种群的情况，以此为基础判断投资策略的有效性。当前随着高频数据越来越普遍，以往很少被注意到的更短时间尺度上的异象有可能被观察到，并形成新的获利机会。各个物种的行为特征也能够观察得更精细，从而佐证交易策略的有效性。同时，小时间尺度对模型的稳健型要求较低，因而模型更容易开发，也更容易应用。事实上，很多量化基金采用的就是这种交易方式。

第六节 小结

AMH 是一种新出现的解释金融市场的理论，虽然目前已经有了一些实证研究初步证实了 AMH（Neely, 2009），但是相比于 EMH 而言，AMH 定量描述少，定性描述较多。这都是有待于进一步研究的地方。

AMH 的理论价值在于提供了沟通行为金融学 and 有效市场假说的桥梁。众所周知 EMH 面临着难以解释市场异象的困难，而行为金融学虽然能在个体层面用行为偏差来解释市场异象，但无力提出一个统一的框架。AMH 可以作为沟通行为金融学 and 有效市场假说的框架。本书指出 AMH 对于解放投资思想具有重要的意义。在 AMH 看来，市场上的套利力量可能出于缺位状态，因此市场上会有大量的获利机会，观察市场有助于设计更好的交易策略，创新交易策略会得到市场的回报。AMH 为投资者呈现了一幅远较 EMH 乐观的画面。



第二章

著名量化投资者的交易经验

第一节 引言

量化投资 (Quantative Investing) 是指借助数学模型进行投资决策、利用计算机进行交易的投资方式。量化投资将投资者经常使用的基本面投资方法、技术分析投资方法、现代投资组合理论和基于数据反映出的统计规律建立定量模型，消除了投资决策中的情绪化因素，将投资中的人类判断偏差降到最低程度。据统计，使用量化方式进行投资的各类基金和其他机构所管理的资金数额估计占全球投资总量的 20%，在全球很多大型的股票交易所中，接近 50% 的交易量来自各类量化投资方式。

本章以号称“量化投资之王” (quant king) 的詹姆斯·西蒙斯 (James Simons) 等人的投资经验为例解析量化投资的投资理念。西蒙斯出生于 1938 年。作为一位数学家，西蒙斯曾任纽约州立大学石溪分校数学系主任，与著名数学家陈省身合作提出了陈—西蒙斯理论，在理论物理特别是弦论中有着广泛的应用。

但西蒙斯在投资界的记录更引人注目。他于 1982 年发起成立了复兴技术公司 (Renaissance Technologies)，1988 年 3 月成立公司的旗舰产品——大奖章基金 (Medallion Fund)。大奖章基金是华尔街最成功的对冲基金之一，1988 ~ 2009 年的年化净收益率达到 41.8%，超过了巴菲特的 18.4%。

据《福布斯》估计，2011 年 3 月西蒙斯的个人财富约为 106 亿美元，名列美国富豪榜第 26 位，全球富豪排行榜 74 位^①。在学术界，人们将西蒙斯

^① 资料来源：<http://www.forbes.com/profile/James-Simons>。





的成功作为证伪有效市场假说的反例，渴望对其交易策略进行研究。在投资界，人们对其超一流的投资回报非常羡慕，急于模仿其成功的经验。由于西蒙斯很少接受媒体的采访，人们对他知之甚少，西蒙斯的投资活动总是笼罩着一层神秘色彩。本文不是对交易大师的交易策略的详细披露，只是借助可得公开资料对其投资理念进行分析。虽然西蒙斯不像其他功成名就的投资家如巴菲特和索罗斯那样对自己的投资理念有过清晰的阐述，但是基于逻辑亦可窥其投资理念之一斑。忻海（2010）搜集了大量关于西蒙斯的资料，本文引用的关于西蒙斯的资料除注明外皆源于该书。

我们知道，对大量交易而言科学的交易方法要求投资者做好两步：一是找到期望值为正的交易系统，二是利用资金管理技术提升交易绩效^①。我们首先看看投资大师们在这两方面是怎样做的。

第二节 系统性的交易策略开发

任何成功交易的第一步都是找到期望收益为正的交易系统。为了实现这个目标，投资者需要在一个庞大的备选策略集中进行筛选。对备选策略的要求不高，只要求备选策略集中的部分策略有效即可。备选策略集的构成视交易者的偏好而定，常见的情形有：

一、基于均衡市场的交易策略

均衡模型如 CAPM 或马克维茨的均值一方差模型都可以用来描述均衡市场从而形成交易策略。例如在 CAPM 模型中，股票的风险可以用其贝塔系数来刻画。如果一支股票的价格相对于其贝塔系数高估，则做空该股票；如果一支股票的价格相对于其贝塔系数低估，则做多该股票。这只是一类最简单的策略，实践中还有其他复杂的变种。

^① 撒普在《通向金融王国的自由之路》一书中提到，成功的投资有 6 个因素。包括：可靠性，利润和亏损的相对大小，投资和交易的成本，出现交易机会的频率，交易或投资资本的规模，头寸调整模型（萨普，2001）。前四个因素——可靠性，利润和亏损的相对大小，投资和交易的成本，出现交易机会的频率（以及很多人提到的市场选择），与找到期望值为正的系统相联系。后两个因素——交易或投资资本的规模和头寸调整模型，与资金管理相联系。交易或投资资本的规模因素要求不要在资金量太小时进行风险太大的交易，也属于资金管理的范畴。



二、基于技术分析的交易策略

技术分析是指利用过去的市场历史资料（价格、成交量以及期货市场上的未平仓合约数等）配合统计分析去预测未来股价走势，包括技术指标、图表模式、K线系统、艾略特波浪理论、江恩理论等分析技术。基于这些技术就可以形成备选策略集合。

三、基于市场异象的交易策略

市场异象是指有效市场假说无法解释的价格序列中持续存在的规律性模式。金融学文献中披露了大量的市场异象。

1. 日历效应（calendar effect）：包括一月效应、月末效应和假日效应，如证券市场的一月份和每个月最后一天及下一个月的四天往往会带来较高的收益，而星期一的回报则比一星期中其他任何一天都差。

2. 规模效应（the size effect）：小公司股票的回报优于大公司股票；小盘股的表现现在年底更有可能超过大盘股。

3. 价值效应（value effect）：低市净率股较高市净率股能获得超额收益；低市价/账面价格比股票的收益高于高市价/账面价格比的股票。

4. 反转效应（reversal effect）：过去收益率低的股票会成为赢家。持有期为3~5年时，买进过去股价表现较差而卖出过去股价表现较好的股票能获得超额收益；股价在短期内（一周至一个月）也常常发生反转。

5. 动量效应（momentum effect）。持有期为3~12个月时，赢家组合（按收益率高低排序之前10%股票）会比输家组合（按收益率高低排序后10%股票）产生1%的超额收益。

6. 公告效应（announcement based effect）。在一项具有正面效应的公告公布后，公司股价倾向于上扬，而负面效应的公告则会带来股价的下挫。但当某个公司有意外的盈利消息时，市场往往不能立即消化这一信息，一段时间后又会做出过度反应，这被称为“盈利公告后漂移”。

7. 处置效应（disposition effect）。证券市场的参与者表现出长时间持有亏损股票而很快卖掉赢利股票的倾向。

8. 股权溢价迷思（equity premium puzzle）。历史上看，股票市场投资平均回报显著高于债券市场投资平均回报之间。这是CAPM模型无法解释的。

9. 价值线之谜（the Value Line enigma）。Copeland and Mayers（1982）发现买进价值线公司评级为1的股票，卖出评级为5的股票能获得超额收益。



10. 基础资产价值无任何显著变动时的突然崩盘。如 1987 年 10 月 19 日，DIAJ 单日下降 23%，而同期却无显著的基本面利空消息和外部冲击。

基于上述市场异象可以形成大量的交易策略。

四、基于数据挖掘的交易策略

数据挖掘技术，如关联规则、决策树、神经网络和支持向量机等，可以帮助人们发现和总结数据中的规律。例如，金融市场微结构领域并没有成熟的理论体系，很多研究只是观察性质的。数据挖掘可以帮助发现这个领域的交易策略。

西蒙斯旗下的大奖章基金偏好的是基于数据挖掘的交易策略。20 世纪 90 年代中期，许多交易所开始提供高频金融数据。交易者在支付一定的费用后，指令册数据和订单流数据都能够得到。事实上，这也是金融市场微结构领域研究开始发展的时期。研究发现价格并不是实时反映信息，信息融入价格有一个过程。但是人们高频时间框架下金融市场的运行规律并不十分了解。事实上这个领域成了西蒙斯的蓝海。人们推测，通过麾下精通数据挖掘技术的团队，通过对指令册数据和订单流数据的大规模数据挖掘，以西蒙斯为代表的高频交易者在这个领域中找到了很多成功的交易策略。

有了备选交易策略集合，投资者需要筛选出有效的交易策略。有效的交易策略能够在某种程度上对市场的未来行为进行准确预测。数据挖掘领域的常见做法是交叉验证，也就是将数据划分为建模样本和验证样本。有效的交易策略应该能够在建模样本和验证样本上体现出较好的预测效力。对于高频数据来说，由于数据量很大，做交叉验证很容易。对于低频数据，往往需要在一套数据上进行模型的开发与验证。这就涉及数据窥探（data snooping）问题。在一套数据上测试大量的交易策略时，出于随机性不可避免会有某些规则表现较好。例如，设交易策略全体的分布服从正态分布，将有 5% 的策略的绩效高于平均绩效 1.65 个标准差，有 1% 的策略的绩效高于平均绩效 2.33 个标准差，等等。假设投资者认为绩效高于平均绩效 2.33 个标准差的策略就是有预测力的策略（优异策略），如果测试 1000 条策略，即使出于随机性也会有 10 条规则会被当作优异策略。之所以会出现这种情况，是因为共用一套数据检验时，除第一条策略之外的策略“窥探”了数据造成的。有两个著名的统计检验可以用来控制数据窥探偏差：真实性检验（White, 2000）和优异预测能力检验（Hanson, 2005）。两个检验的核心思想是，如果一个交易策略集合中的最优规则是真正有预测能力的，其回报一定要比随机情况下该策略集合可能出现的最大回报来得大。鉴于控制数据窥探偏差的



重要性，西蒙斯之类的高频交易者有可能采用了上述检验及其替代形式。

第三节 利用资金管理提升业绩

资金管理策略对于提升交易回报起着重要的作用。据忻海（2010）透露，西蒙斯的重要助手罗伯特·弗雷（Robert Frey）就对资金管理有着深入的研究。在弗雷加入大奖章基金之前，该基金的平均回报为26%，基于弗雷的风险管理模型（包括止损、杠杆管理、仓位分配等内容，其核心技术与资金管理），1991年的回报为34%，1992年为39%，1993年为39%，1994年为71%，1995年为33%，1996年为32%。

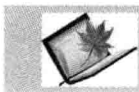
实践中人们常常应用四种模型（撒普，2001）：

1. 每固定金额一个单位模型。
2. 等价值单元模型。一般用在无杠杆投资中。例如将全部资本分成N份，每一份可以用来买入不同的投资。
3. 风险百分比模型。当买入一个头寸时，关键是要确定在哪个点位上要抛出以保存资本，这就是所谓的风险。风险百分比模型控制投资的最大损失不超过资本的一个百分比。
4. 波动性百分比模型。波动性是指任意时间段内某种金融工具的日常价格波动幅度。这种资金管理模型可以把投资波动性的最大值控制在预先设定的比例。

上述4个资金管理模型只是经验法则。真正科学意义上的资金管理模型是凯利准则（Kelly criterion），它是贝尔实验室的科学家约翰·凯利（John L. Kelly）1956年在其经典论文《对信息传输速率的重新解释》中提出的。这是投资领域最重要的文献之一，堪与马科维茨的均值方差理论相媲美。该文指出，在重复性的投资或赌博活动中，为了实现期望资本的最快增长，下注金额和本金的比例应该等于优势与赔率的比值（Kelly，1956）。优势（edge）是指希望从赌博或投资活动中获得的收益的平均值，赔率（odds）是指赢钱时的净利润倍数。具体地讲，

$$f^* = (bp - q) / b$$

式中， f^* 为投注比例， b 为赔率， p 为赌赢的概率， q 为赌输的概率， $bp - q$ 即优势（edge）也即赌博的期望收益。举例来说，一项交易策略的期



望回报是1%，该策略预测成功时盈利3%，预测失败时损失1%，预测成功和失败的概率都是50%。即优势为1:1，赔率为3:1，按凯利准则每次应投出1/3的资本。

Kelly 准则：

根据 Ziemba (2005) 的研究，很多著名的投资者都是 Kelly 准则娴熟的应用者，包括凯恩斯 (0.8 Kelly，成功运作剑桥大学国王学院的捐赠基金)、巴菲特 (1.0 Kelly，运作 Berkshire Hathaway 公司)、索罗斯 (分数 Kelly，运作量子基金) 等人。

凯利准则的最大的不利之处就是可能出现财富的大幅缩水 (drawdown)。这是因为凯利准则实际上最大化的是期末财富的期望值，其实现值还会有一定的变异性。但是如何克服凯利准则下可能的大幅缩水呢？一种方式是采用分数凯利准则。也就是每次下注的数量是凯利准则的一个固定的比例。如凯恩斯在运作剑桥大学国王学院的捐赠基金是就采用的是 0.8 倍 Kelly 数量下注。但是分数 Kelly 准则的缺点是，财富增长速度低于 Kelly 准则下的增长速度。另一种方法就是将资金分为若干份，每份资金运作一个交易策略。当然前提是有多个有正优势的交易策略，且这些交易策略彼此之间不相关。虽然在每一份资金上期末财富的实现值可能出现很大的变异，但是几份资金加总后就会平均掉这种变异，从而保证期末总财富的相对稳定性。

尽管我们无法了解西蒙斯等量化大师的交易细节，但是我们推测某种形式的凯利准则在其投资活动中发挥着重要的作用。有趣的是，无论是西蒙斯还是弗雷都对资金管理技术三缄其口。弗雷在石溪大学开设的量化投资专业的课程表中也看不到任何资金管理课程。看来他们都把资金管理作为机密保守着。在笔者看来，任何量化投资技术，如果不与资金管理结合，它就一定是不完美的，一定有利用资金管理技术提高业绩的空间。

上面我们总结了以西蒙斯为代表的大师级别的交易者的共性特征。下面我分析西蒙斯作为交易者的独特理念。

第四节

在投资领域引入科学精神

据忻海 (2010) 透露，西蒙斯有一支由科学家组成的投资团队，专业背景包括数学、物理学和统计学等。这支团队中很少出现工商管理硕士



(MBA)，这与其他基金显著不同。传统上，金融方向的 MBA 是基金领域的生力军。这正是西蒙斯在选择交易人员上的高明之处：他为投资领域引入了长期以来缺乏的科学精神。我们知道，社会科学领域中经济学及金融学是数学应用程度最高的学科。但是与成熟的科学门类如自然科学领域的物理学相比，最缺少的实验精神。由于学科本身的限制，无法进行可重复的实验，经济学只能追求演绎的精确，无法进行重复性试验。在物理学领域，如果一个基于演绎的理论，哪怕再精致，如果不能解释现实，那它就一文不值。在金融学领域，如果一个理论不能解释现实，那它还能发挥重要的参考作用。一个突出的例子就是有效市场假说。尽管有那么多市场异象足以证伪有效市场假说，可是人们仍然主张平均而言市场是有效的。从局部偶发性的无效到长期平均有效之间的细节根本不予解释。在金融学领域让人们放弃一个错误的理论是很难的，这可以说是该领域缺乏科学精神的表现。

对于具有科学精神的西蒙斯来说，这无疑是难以接受的。对于科学家来说，如果让他们来研究市场，一定基于市场事实出发，而不是基于某种理论来预先规定市场应该是什么样的。因此科学家也更可能发现市场的无效之处，在此基础上形成交易策略。这正是西蒙斯麾下的交易人员主要由科学家构成的原因。

迷信有效市场假说的人不大可能成为成功的投资家。期权定价公式的发明人之一罗伯特·默顿 (Robert C. Merton) 就是投资领域的积极参与者。他曾是长期资本管理公司 (LTCM) 的合伙人之一。人们不禁好奇：基于市场有效的学术信念和基于市场无效的投资活动如何能并存在一个人身上。LTCM 在 1998 年投资巨亏导致被其他公司收购，其交易策略设计者如默顿等在投资理念上的精神分裂可能是一个重要原因。

西蒙斯在 20 世纪 90 年代涉足市场时就坚信市场上存在无效率。在那个有效市场假说盛行的年代，用金钱来实地证伪 EMH 是需要勇气的，科学精神无疑给了他以支撑力量。

第五节

交易基础资产

很多著名的量化投资者交易的衍生工具都比较少，这大概是因为在一定意义上基础资产的价格是有规律可循的。一般交易者对基础资产和衍生资产



的区别不是很重视。大致来说，基础资产是价格确定不依赖于其他资产价格的资产，衍生工具是价格基于基础资产价格确定的资产。衍生工具由于其价格受制于基础资产的价格，受无套利条件的制约，其价格的随机性更强，其价格序列中一般不会出现可利用的模式^①。对于基础资产，学术研究中通常假设其价格服从一个一般化的过程，如标准的布莱克—斯科尔斯—默顿模型就假设股票价格服从几何布朗运动，Vasicek 模型就假设短期利率服从 Ornstein - Uhlenbeck 过程。既然是随机模型，一般不允许基础资产的价格路径上出现一定的模式。这样做只是为了建模的方便，现实中基础资产的价格往往会出现一定的规律性。这是因为基础资产与衍生资产之不同，基础资产上只存在很弱的无套利条件，例如，资产价格长期中会回归其价值（如现金流贴现价值）。我们知道，长期是个很难界定的时间概念；由于现金流的不确定性很大，股票的价值也很难估计。这就导致对于股票这样的基础资产基本上不存在无套利条件，现实市场上股票价格经常出现规律性如趋势、模式等，这是个重要原因。

总之，基础资产的价格更有可能出现规律性，影响基础资产的价格也更容易。如果资产之间存在较强的相关关系，一种资产的价格改变会影响一系列相关股票的价格。影响其中一种股票价格的成本，在某些情况下可通过另一些股票上的收益得到补偿。

交易基础资产的另一个好处是，基础资产市场流动性更强，要知道 LTCM 的垮台很大程度上是所交易资产的流动性不足引起的。LTCM 之后的量化交易者总结了 LTCM 的教训，非常重视所交易资产的流动性。

第六节

数据挖掘技术的应用

西蒙斯是著名的数学家，但是他的几何学专长与其投资活动并没有什么关系，不仅如此，其投资团队中的很多科学家的专业特长也与其投资活动无关。在西蒙斯的投资活动中，复杂的统计技术如数据挖掘等占据着重要的地位。

^① 当然市场的无套利状态也不是绝对的。Barberis and Thaler (2002) 等研究指出，市场上套利缺口可能出于以下条件：缺乏套利机制；基本面风险；噪音交易者风险；机构投资者自身的交易目标限制；现实中人们对统计套利策略中的参数估计难以做到完美；等等。



数据挖掘是指从大量数据中提取有用信息和知识的技术。西蒙斯招募了 IBM 实验室机器翻译研究小组的大量人员。众所周知，数据挖掘在自然语言处理（包括机器翻译）领域有着大量成功的应用。这个领域中的专家的专长表现在两个方面：熟悉多种数据挖掘算法；熟悉海量数据的处理。这两项技能的结合，不也正是投资领域的要求吗？有人怀疑复兴技术公司用语音识别技术去分析交易所的噪声信号。这完全是无稽之谈。语言是交易员情绪的反应，语言揭示的信息最终还是表现为交易活动。更何况交易员可能言不由衷，但是交易数据是客观的。既然交易活动能从交易数据上观察到，还有必要去分析充满噪音和欺骗性的语言信号吗？

下面简要介绍三种在投资领域有着重要应用前景的数据挖掘技术。

一、遗传规划

遗传规划（genetic programming, GP）。遗传规划和遗传算法都是所谓的进化算法中的一员。进化算法是指基于达尔文进化思想发展起来的一系列算法，其中最重要的就是遗传算法。遗传算法用染色体表示问题的一个可行解，染色体用一定长度的二进制或十进制编码串来表示。父代染色体经过遗传操作如交叉、变异等形成子代染色体，经过一定代数的进化所得到的最优染色体也就是问题的最优解。遗传规划是在遗传算法基础上形成的一种技术，它不像 GA 那样使用固定长度的染色体编码方式，而是树结构来表示解空间。遗传操作施加在树结构上。在投资领域，遗传规划常用作寻找最优交易规则的技术。例如，交易策略一般由入市规则和离市规则组成。无论是入市规则还是离市规则都有大量的备选规则可用，例如，大量的技术交易策略都可以作为入市规则和离市规则。问题是如何找到两者的最优组合呢？这就可以借助遗传规划技术。遗传规划在投资领域的介绍可以参见 Neely and Weller（1997）。

二、隐马氏链模型

隐马氏链模型（hidden markov model, HMM）。HMM 描述一个由状态序列和信号序列组成的随机系统：人们可以观察到信号，但决定信号的状态序列观察不到；同时状态序列是一个马尔可夫过程。这也就是隐马氏链名字的由来^①。对于从信号序列中学习 HMM 的参数并推测状态序列，有著名的

^① HMM 是图模型中的一类。图模型在金融预测中大量的应用。如苏祐萱（2000）利用一组财务指标来预测上市公司的盈利，取得较好的效果。

Baum - Welch 算法和 Viterbi 算法可以使用。这两个算法是信息科学领域中最著名的算法之一，在股票市场上得到广泛应用也是很自然的。我们举一个投资领域的例子。假设股价的涨跌是由市场心理控制的。股价就是信号，市场心理就是观测不到的状态。股价和市场心理所组成的系统就构成了一个隐马氏链。通过上述算法就可以通过股价来推断和预测市场心理。隐马氏链模型的介绍可以参见 Bhar & Hamori (2004)。值得一提的是，Baum - Welch 算法的发明人之一里昂纳多·鲍姆 (L. E. Baum) 就曾为西蒙斯开发过交易模型。

三、条件最大熵模型

条件最大熵模型 (maximum entropy model, CMEM)。最大熵原理是指在一定的约束条件下，最可能出现的概率分布是熵最大的分布。条件最大熵模型是最大熵原理在分类问题中的应用。许多分类问题可描述如下：估计目标类别 x 在一定上下文 y 中出现的概率，也就是 $p(x|y)$ 。在证券分析领域中，上下文通常会包括证券的历史交易信息，如证券历史价格和成交量等，以及历史类别信息。证券价格资料一般包含关于 x 和 y 的一些共现信息，但是由于关于 y 的信息一般总是比较稀疏，所以对于所有可能的 (x, y) 对，完全精确确定 $p(x|y)$ 是做不到的。条件最大熵模型基于 x 和 y 的统计特征，估计熵最大的概率模型 $p(x|y)$ 。我们举一个例子来说明。投资者要预测明天股价的涨跌情况。从历史数据中得知，有成千上万条规则会决定明天涨跌情况。一条可能的规则的例子：若 2 日均线上升 15 日均线，则 5 日内股价上涨 3%。上述规则集在历史数据中出现的频数是建模时必须遵守的约束，在这个约束下就可以建立最大熵模型。最大熵模型会输出每条规则的权重，对规则进行指数加权就可以用来预测。条件最大熵模型的介绍可以参见 Berger et al (1996)。值得一提的是，求解条件最大熵模型的 IIS 算法的发明人之一皮耶拉特兄弟 (S. D. Pietra 和 V. D. Pietra) 也就职于复兴技术公司。

上述三种模型在投资领域有着广泛的应用，但是它们都有替代品。隐马氏链模型和条件最大熵模型都是贝叶斯网技术中的一员，遗传规划也可用进化算法中的其他算法来代替。总之，投资领域为大量的数据挖掘算法提供了试验场。我们知道，生物信息学领域、自然语言领域都是数据挖掘技术有着广泛应用的领域。西蒙斯的下一支交易团队会不会来自这些领域呢？我们拭目以待。



第七节 小结

“裨其华究，示人本相”，无论是投资家还是交易策略我们都应该进行科学的分析，这样才有利于投资科学的进步。投资界的传统是将策略“创新”锁在公司保险箱里，秘不示人。因为与金钱相联系，这些策略中很大一部分从未曾经过科学的检验，其盈利能力很可能只是假象。

本书尝试性地分析了西蒙斯等量化投资大家的投资理念。之所以说是尝试性的，是因为关于这些名家的公开材料非常少。即使是这样，零散的材料还是可以传递出关于大师的投资理念的丰富信息。本书认为，任何成功的投资都是分步骤的。西蒙斯等大师的长处是掌握了观察市场的正确方法。市场不是处处有效的。市场有效与否是市场参与者竞争的结果。市场参与者的行为有偏差，个体的偏差某些时候会形成集体的偏差，偏差带来套利机会。高频金融数据提供了观察这些偏差和市场心理的机会。而基于数据挖掘技术不能发现这些机会。

据忻海（2010）透露，西蒙斯为代表的诸多高频交易公司正在考虑进入新兴市场，如印度和中国市场等。中国证券市场应该欢迎所有类型的投资者，无论是西蒙斯、巴菲特，还是索罗斯。当然也应该鼓励本土量化基金的发展。有效市场不是天上掉下来的馅饼，是市场参与者竞争的结果。市场多样化是市场效率的一个前提。大量量化基金参与市场交易，在消除市场上套利机会的同时，无疑有助于提高市场的效率。

大师们的成功理念可以概括如下：最初基于金融市场微结构的考察为其提供了策略“蓝海”，资金管理技术提升了其投资的绩效；一支精通数据挖掘技术的团队，在市场无效他率之处进行数据挖掘，既可以针对高频数据或低频数据，也可以针对成熟市场或新兴市场。复制大师的成功不容易，但绝不是不可能的事。





本章附录 西蒙斯和巴菲特的投资回报率数据 (见表 2 附 -1)

表 2 附 -1

年份	西蒙斯	巴菲特	SP 指数 (含息)
1965		23.8	10
1966		20.3	-11.7
1967		11	30.9
1968		19	11
1969		16.2	-8.4
1970		12	3.9
1971		16.4	14.6
1972		21.7	18.9
1973		4.7	-14.8
1974		5.5	-26.4
1975		21.9	37.2
1976		59.3	23.6
1977		31.9	-7.4
1978		24	6.4
1979		35.7	18.2
1980		19.3	32.3
1981		31.4	-5
1982		40	21.4
1983		32.3	22.4
1984		13.6	6.1
1985		48.2	31.6
1986		26.1	18.6
1987		19.5	5.1
1988	49.4	20.1	16.6
1989	-4.1	44.4	31.7
1990	55.9	7.4	-3.1



续表

年份	西蒙斯	巴菲特	SP 指数（含息）
1991	39.4	39.6	30.5
1992	34.0	20.3	7.6
1993	39.1	14.3	10.1
1994	70.7	13.9	1.3
1995	38.3	43.1	37.6
1996	31.5	31.8	23
1997	21.2	34.1	33.4
1998	41.5	48.3	28.6
1999	24.5	0.5	21
2000	98.5	6.5	-9.1
2001	31.2	-6.2	-11.9
2002	29.1	10	-22.1
2003	25.3	21	28.7
2004	27.8	10.5	10.9
2005	29.5	6.4	4.9
2006	44.3	18.4	15.8
2007	73.0	11	5.5
2008	80.0	-9.6	-37
2009	39.0	19.8	26.5
2010	n. a.	13	15.1

第三章 资本资产定价模型简介

资本资产定价模型（CAPM）是第一个关于金融资产定价的均衡模型，也是第一个可以进行计量检验的金融资产定价模型。同时，资本资产定价模型还是第一个在不确定条件下，使投资者实现效用最大化的资产定价模型，导致了西方金融理论的一场革命。模型的首要意义是建立了资本风险与收益的关系，明确指出证券的期望收益率就是无风险收益率与风险补偿两者之和，揭示了证券报酬的内部结构。

27

第一节 引言



1952年，美国经济学家 Harry M. Markowitz 用数量化方法对投资者“预期收益最大或风险最小”的目标提出了确定最佳资产组合的均值—方差模型。Markowitz 提出把证券收益率看作随机变量用其均值表示预期收益，方差表示风险。这一模型奠定了资产组合理论，也为资产定价理论打下了基础。

由于资产组合理论反映的是个体理性投资者的决策选择问题，而当所有投资者都是理性的时候，资本市场达到均衡状态时，资产的收益和风险的决定及其之间的关系就要靠资产定价模型完成。

在 Markowitz 的资产组合理论基础上，Sharpe^①（1964）、Lintner^②

① Sharpe WE. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. Journal of Finance, 1964, 19: 425 - 442.

② Lintner J. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. Review of Economic Statistics, 1965, 13 - 37.



(1965) 和 Mossin^① (1966) 分别独立地提出了资本资产市场均衡理论, 共同确立了著名的资本资产定价模型, 即 CAPM。

CAPM 不仅考虑了单个投资者的决策, 还考虑了所有投资者决策下的市场均衡。在资产组合理论中, 资产的价格外生地给定, 且不受任何投资者的影响。但是, 在 CAPM 中, 资产价格不再外生地给定, 它是一个市场均衡价格。

CAPM 假设市场上存在无风险资产, 当市场达到均衡时任意风险资产的超额收益率与风险资产的市场超额收益率成正比, 即有关系式:

$$E(R_i) - R_f = \beta_{im} [E(R_M) - R_f]$$

其中 $\beta_{im} = \frac{\text{Cov}(R_i, R_M)}{\text{Var}(R_M)}$, R_i , R_f , R_M 分别为资产 i 的收益率, 无风险资产的收益率和市场组合的收益率。

CAPM 认为: (1) 风险资产的收益由两部分组成, 一部分是无风险资产的收益由 R_f 表示, 另一部分是市场风险补偿, 由 $\beta_{im} [E(R_M) - R_f]$ 表示。其中 β 系数表示系统风险的大小, 这就意味着高风险资产必然伴随着高收益。(2) 并非风险资产承担的所有风险都需要补偿, 需要补偿的只是系统风险。由于系统风险不能由分散化而消除, 必须伴随有相应的收益来吸引投资者投资, 相反, 非系统性风险由于可以分散掉, 则无需补偿。(3) CAPM 还指出最佳的组合是市场组合, 市场组合的非系统风险最小, 所有的风险投资者都会持有的市场组合。一个针对实践的推论就是最优的投资策略是对全市场指数的被动投资。

第二节 资本资产定价模型的假设及其扩展

一、模型的假设

任何经济模型都是对复杂经济问题的有意简化, CAPM 也不例外。CAPM 模型的核心假设是将证券市场中所有投资人视为除初始偏好外都相同的个人, 并且资本资产定价模型是在 Markowitz 均值一方差模型的基础上发

^① Mossin J. Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica*, 1966, 34 (4): 768 - 783.



展而来，它还继承了证券组合理论的假设。

CAPM 的基本假设：

第一，理性投资人假设。投资者是风险厌恶的，通过使用均值一方差标准最大化其预期效用；即他们都是理性的投资人，若两种投资有同样的预估报酬率，他们都会选择风险低者；反之，若两种投资有同样的预估风险，他们都会选择预估报酬率高者。

第二，风险性资产的市场处于完美地竞争性均衡假设。不存在交易成本和税收；资产无限可分，即所有的证券投资可以无限制的细分，在任何一个投资组合里可以含有非整数股份；每一投资者能无限制地投资于每一资产；价格给定且不受投资者的影响（竞争价格）；模型是静态的，即只考虑了单期情况；无限卖空；所有资产可市场化。

第三，任两个投资组合的报酬率可以简单线性相加。CAPM 的假设简化了经济问题的复杂性，使得其能够将任何一种风险证券的价格都划分为三个因素：无风险收益率、风险的价格和风险的计算单位，并将这三个因素有机结合在一起。因此，投资者可以根据绝对风险而不是总风险来对各种竞争报价的金融资产作出评价和选择。这种方法已经被金融市场上的投资者广为采纳，用来解决投资决策中的一般性问题。

当然，CAPM 的诸多假设前提基本上都是难以实现的，这使得模型本身存在着一定的局限性。因此，金融市场学家仍在不断探求比 CAPM 更为准确的资本市场理论。

二、CAPM 的拓展

CAPM 是资产定价理论中最基本、最简单和严谨的模型，同时也是假设最严格的模型。由于这些假设条件过于严格化、理想化，使得 CAPM 在早期实证检验中遭到了很多的挫折。很快许多学者的后续研究对其进行了修正，并考虑了一些更现实的条件，从而形成了一系列的衍生模型：跨期资产定价模型、消费基础资产定价模型、行为资本资产定价模型和套利定价模型等等。

（一）对无风险资产借入和贷出进行修正的 CAPM

该修正模型所包含的模型可分为三种，它们很好地说明了现实的情况下资产的定价，且它们都是对原有假设条件“投资者可以一个无风险利率借入或借出资金”进行修正。

1. 当投资者不能以无风险利率借入和贷出的情景。Black（1972）放宽原有 CAPM 的市场上存在无风险资产的假设条件，得出资产的定价表达



式为:

$$E(R_i) = E(R_{Z(N)}) + \beta_{iN} [E(R_N) - E(R_{Z(N)})]$$

其中, $R_{Z(N)}$ 是零 β 资产组合的收益率。

这一模型适合于资本市场发生较严重通货膨胀的情形, 此时资本市场不存在价值不变的、稳定的无风险资产, 即投资者不能无风险地进行借入和贷出。

2. 当投资者能以无风险利率贷出但不能以无风险利率借入的情景。此时资产的定价表达式为:

$$E(R_i) = R_f + \beta_{ke}/\beta_{me} [E(R_m) - R_f]$$

其中, m 为市场证券组合; $\beta_{ke} = \text{Cov}(R_k, R_e)/\sigma^2(R_e)$

3. 当无风险资产以不同利率借入或贷出时, 投资者只能按利率 R_f 贷出, 但只能按利率 R'_f ($R'_f > R_f$) 借入的情景。此时资产的定价表达式为:

$$E(R_i) = E(R_{Z(M)}) + \beta_{iM} [E(R_M) - E(R_{Z(M)})]$$

(二) 存在非市场性资产情况的 CAPM

在现实生活中, 许多投资者可能拥有存在极大交易成本或法律、法规禁止销售的资产, 比如, 人力资本、社会保险金、退休金等资产。迈耶斯于 1972 年考虑此种情况下的 CAPM, 得出资产的定价表达式为:

$$E(R_i) = R_f + b_i [E(R_m) - R_f]$$

其中, $b_i = [V_m \text{Cov}(R_i, R_m) + \text{Cov}(R_i, R_h)] / [V_m \sigma_m^2 + \text{Cov}(R_m, R_h)]$; V_m 是所有市场型资产的当前市场价值; R_m 是市场型资产的收益率; R_f 所有非市场型资产的货币受益; σ_m^2 是市场方差。

(三) 投资者预期不一致的 CAPM

在现实生活中, 投资者的预期往往不一致, 因此, 市场上个体投资者 K 会按自己的有效边界与最优风险证券组合 M_k 得出的个人证券市场线进行投资。此时, 资产的定价表达式为:

$$E_k(R_i) = R_f + \beta_{ik} [E_k(R_m) - R_f]$$

当市场达到均衡时, 市场证券组合就是个别投资者最优风险证券组合的组合, 且这种组合是线性的。我们就会得到与标准 CAPM 相似的 CAPM 的表达式。

(四) 存在价格影响者的 CAPM

在证券市场上会有一些资金雄厚的机构投资者, 他们在市场上的买卖会影响资产的价格。林德伯格在 1976 年和 1979 年分别进行研究, 得出结论: (1) 市场上所有投资者的投资组合均包含市场组合和无风险资产; (2) 由结论 (1) 可得:

$E(R_i) = R_f + \beta_i [E(R_m) - R_f]$; 其中, $\beta_i < \beta_{i标准}$ 。

(五) 存在市场摩擦的 CAPM

现实的市场总是存在摩擦因素的, 有它的存在使得投资者的投资行为受到限制, 进而影响消费和资产组合选择。比较明显的两个例子是税负和交易成本。

1. 税负影响的 CAPM。Michale Brennan 研究了资本利得税与红利税不相同情况的 CAPM, 得出资产的定价表达式为:

$$E(R_i) = R_f(1 - T) + \beta_i [E(R_m) - R_f - T(D_m - D_f)] + TD_i$$

其中, $T = (T_d - T_g)/(1 - T_g)$; T_d 指经济系统中红利的平均水平; T_g 指经济系统中资本利得的税率; D_m 指市场组合的红利收益率; D_i 指股票的红利收益率。

2. 交易成本的 CAPM。当存在交易成本时, 投资者对证券的定价就不会完全正确, 但会接近证券市场线 (SML), 但不会在其上。此时, 它可以表示为以 SML 为中线的带状区域, 而带的宽窄会随着交易成本的变化而变化。

(六) 跨时际的 CAPM

默顿 (1973) 将 CAPM 扩展为连续时间序列的模型。其表达式为:

$$E(R_i) = \leftarrow_f + \leftarrow_1 [E(R_m) - \leftarrow_f] + \leftarrow_2 [E(R_N) - \leftarrow_f]$$

其中, R_N 为与无风险资产收益完全负相关的组合收益率。 $\leftarrow_1 = (b_{im} - b_{iN}b_{Nm})/[1 - (\Theta_{Nm})^2]$; $\leftarrow_2 = (b_{iN} - b_{im}b_{Nm})/[1 - (\Theta_{Nm})^2]$; Θ_{Nm} 为组合 N 与市场组合 m 的相关系数。

默顿的跨时期的 CAPM 导出了资产风险溢价与其协方差之间的联系, 但没有避免由于使用消费数据而导致的多期消费和资产组合选择之间的非线性关系的问题, 因此有待进一步简化。

(七) 基于消费的 CCAPM 模型

卢卡斯 (1978)、布里德尼尔 (1979)、克劳斯曼和希勒 (1981) 分别提出了基于消费的 CAPM, 简称为 CCAPM。他们假设投资者在整个生命期追求消费效用最大化来研究消费与资产的持有选择问题。他们得出了一个资产收益率与平均增长消费率存在正向的线性关系的模型 (CCAPM)。但是, 由于有关消费和资产组合的选择问题是个随机动态的跨时际问题, 所以很难对该模型进行验证。

(八) 套利定价 (APT) 理论

斯蒂夫·罗斯 (1976) 提出该理论, 它基于“在完全竞争的市场中将不存在套利机会”的假设推导出一个包含多因素的套利定价模型。APT 从更一般的角度研究了资产的均衡定价问题。然而, 该模型并没有明确地指出本模



型包含有哪些因素及所含因素的数目。据此, APT 存在着可验证难的缺点。

(九) 三因素模型

法玛和弗兰 (1993) 提出该理论, 认为市场因素 ($R_m - R_f$), 规模因素 (SMB) 和账面—市场权益因素 (HML) 影响资产价格的形成。其表达式为:

$$E(R_i) = R_f + b_i[E(R_m) - R_f] + S_i E_{SMB} + H_i E_{HML}$$

他们认为三因素模型有助于更好地理解股票价格的行为。但为什么其他影响股票价格的行为 (如交易量) 的因素不考虑在模型内, 这使该模型的合理性受到广泛的质疑。

(十) 行为资本资产定价模型

Sherfin 和 Statmna (1994) 提出该理论, 设 ρ^* 为有效价格条件下均值—方差有效前沿上的投资收益率, 它是市场组合收益率的函数, 并称 ρ^* 为市场因子。设 $\rho^*(Z)$ 为证券 Z 的 β 系数, 它是相对于 ρ^* 来衡量的。则行为资产定价模型的公式可表示为:

$$A(Z) = \{[\beta(Z)/\beta(\rho^*)] - \beta^*(Z)\} [En(\rho^*) - 1 - i_1]$$

$\beta^*(Z)$ 用以衡量所有与有效市场因素 ρ^* 相关的风险, 但应注意到此类风险并非全部都会被定价。 $\beta(Z)/\beta(\rho^*)$ 衡量与证券 Z 相对于 ρ^* 有关的所有风险溢价。

第三节 CAPM 的应用

一、在资产定价中的应用

(一) 证券估值定价

CAPM 对个别资产提供了一种可量化的风险测度, 所以 CAPM 可以用于未来收益率概率分布假设为已知的风险资产当前的价值的确定。

设市场上第 i 种资产的期终风险收益为 p_e , 当前价格为 p_0 , 其收益率为

$$R_i = (p_e - p_0)/p_0. R_i \text{ 满足 CAPM, 即 } E(R_i) - R_f = \frac{\text{cov}(R_i, R_m)}{\text{Var}(R_m)} [E(R_m) - R_f].$$

记 $\lambda = \frac{\text{cov}(R_i, R_m)}{\text{Var}(R_m)}$, 它表示每单位风险的市场资产组合超额收益率, r

为无风险收益率。则 $E(R_i) - R_f = \lambda [E(R_m) - R_f]$ 。





$E(R_i) = E[(p_e - p_0)/p_0] = [E(p_e) - p_0]/p_0$, 代入上式得到风险资产的

$$\text{定价公式: } p_0 = \frac{E(p_e)}{1 + R_f + \lambda \text{cov}(R_i, R_m)}。$$

例 1: (股票定价) I 公司在时期 1 将发行 100 股股票, 公司在时期 2 的价值为随机变量 $V_i(2)$ 。公司的资金都是通过发行这些股票而筹措的。股票的持有者有资格获得完全的收益流。最后, 给出有关测算数据如下:

$$V_i(2) = \begin{cases} 1000 \text{ 美元的概率为 } 50\% \\ 800 \text{ 美元的概率为 } 50\% \end{cases}$$

$R_f = 0.10$, $\text{Var}(R_m) = 0.30$, $\text{cov}(R_i, R_m) = 0.045$, $E(R_m) = 0.20$ 。

解: 应用证券市场直线得:

$$\begin{aligned} E(R_i) &= R_f + \frac{\text{cov}(R_i, R_m)}{\text{Var}(R_m)} [E(R_m) - R_f] \\ &= 0.1 + \frac{0.045}{0.09} \times (0.2 - 0.1) = 0.15 \end{aligned}$$

即普通股所需的收益率为 15%, 这就意味着市场将以 15% 贴现 $E[V_i(2)]$, 确定股票在时期 1 的市场价格, 于是我们有:

$E[V_i(1)] = E[V_i(2)]/1.15 = (0.5 \times 1000 + 0.5 \times 800)/1.15 = 782.61$ 美元;

由于普通股有 100 股, 因此每股价值为 7.83 美元。

(二) 证券市场线的运用

证券市场线方法提供的不仅是研究风险和回报率关系的方法, 同时也是实现估价理论和估价模型以及风险和回报率之间联系的更为正式的模型。其可以用来评估市场的总体吸引力, 还可以在证券市场评估风险与回报率的联系, 而且可评价单个股票间的相对吸引力。

这是一个反映美国证券市场在 1987 年 9 月, 1990 年 9 月, 1993 年 12 月 3 个不同时间的证券市场线位置的风险—回报率图^①。数据来自于生成这些日期的期望风险和预期回报率。1987 年的直线反应了在危机前的牛市顶峰, 1990 年的直线反映了熊市的谷底, 1993 年的直线反映了市场中间水平。该直线的水平反映了建立在期望回报率基础上的吸引力。直线斜率反映了市场上风险—回报率的联系, 能使投资者评估高风险或低风险股票的相对吸引力。

^① (美) 小詹姆斯 L. 法雷尔·沃尔特·雷哈特:《投资组合管理——理论及应用 (第 2 版)》, 机械工业出版社 2000 年版。

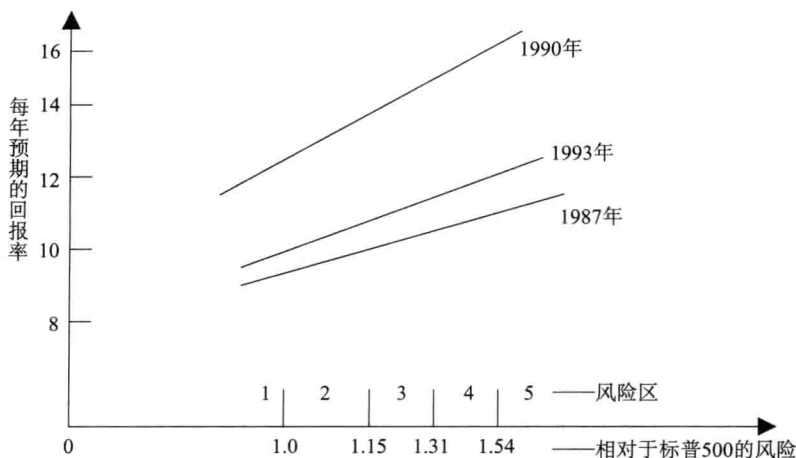


图 3-1 证券市场线：1987 年、1990 年、1993 年

注：在风险—回报率图中，纵轴代表收益率，横轴代表风险，在轴上方的数字 1~5 代表 5 个风险类别。横轴线段下方的数字代表划分风险区的 β 值。

从图 3-1 我们可以观察到 1987 年的证券市场线很平坦，较为平坦的证券市场线表明在权益市场上，高风险股票几乎不存在增溢，低 β 股实际上与高 β 股的回报率率差距很小。而 1990 年的证券市场线很陡，高 β 股的回报率明显比低 β 股高。因此，1987 年的证券市场线指出从股票转投到固定收入债券会更好，并将投资组合中股票向低 β 股票部分转移。相反，1990 年的证券市场线则指出投资组合向股票转移会有优势，并且投资组合的权益部分向高 β 股票转移。

CAPM 还可以用来评估证券相对吸引力。图 3-2 画出了一条假想的证券市场线，还画出了与之相关的 9 种证券。请注意证券 A、B、C 位于直线上方，证券 D、E、F 在直线上，证券 G、H、I 在直线下方。同时，证券 A、D、G 的 β 值为 0.8，B、E、H 的 β 值为 1.0，C、F、I 的 β 值为 1.3。每一组内的证券都具有相同的风险水平。以证券市场线为参照，位于直线上方证券的价值可以推测为低估（有吸引力），比如股票 A、B、C，因为它们比同等风险的股票提供更高的回报率。当某种证券产生的回报率低于相应的风险时，就可以推测为其价值被高估（缺乏吸引力），比如股票位 G、H、I。股票 D、E、F 刚好在直线上，从 CAPM 证券市场线的标准看，它们恰好被正确地定价，即这些股票提供的回报率与其风险是相称的。它们的价格是“正确”的，既未被高估也未被低估。可见证券市场线对证券组合管理也非常有用，并且能提供证据说明证券在市场上价格扭曲的程度。

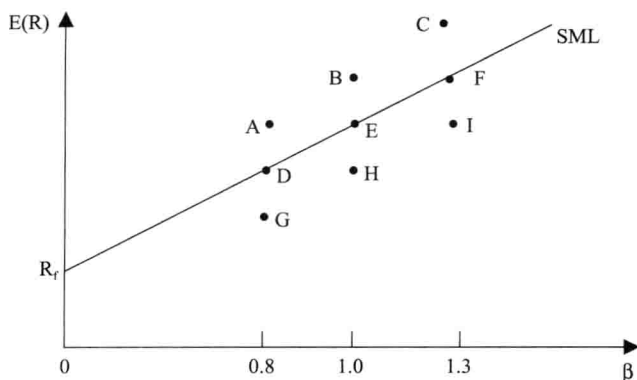


图 3-2 CAPM 与证券相对估值评价

二、在上市公司投资项目选择中的应用

上市公司如何实现资本增值？选择理想回报的投资项目是关键。而项目决策通常是采用投资回收期、净现值或内部收益率等方法。其基本依据是对项目现金流预期的折现。计算过程没有直接包含市场信息，不能从深层次上反映企业经营能力和市场需求之间的关系。下面试图通过对市场风险的测度以及股票市场收益率的实际估测，并用 CAPM 方法计算企业全部资产运作的机会成本。

投资机会成本是为投资特定项目而放弃其他项目投资所带来的最大可能收益。经济分析中，通常将项目投资收益与其机会成本大小加以比较，以确定项目可行性。因此，项目投资机会成本估测的准确与否是衡量投资决策成败的关键。由于企业投资收益“现金流量”来源于两类：一是自有资金；二是借入长期资金。因此，项目投资机会成本也可分为两个部分：投资收益成本与投资债务成本。如果企业单凭自有资金进行项目风险投资，其在项目评价中计算净现值中所使用贴现率即为投资收益成本，而在通常情况下，企业风险投资都是自有资本与负债资本并举，所以，计算项目净现值现金流量所使用的折现率应是投资收益成本与投资债务成本的加权平均数。

（一）CAPM 估测模型

企业的纯收益有两种处置办法，一种是支付股利，另一种是再投资或是二者兼而有之。如果股东将股利再投资于金融资产（股票或债券），而且其风险与企业投资项目相当，那么股东的投资选择将取决于期望收益率更高的那种金融资产。因此，企业要再投资，投资项目的期望收益率应高于股东再投资于金融资产的期望收益率。由此可以确定企业投资决策的基本原则：一





个再投资项目在其净现值的贴现率不低于具有相应风险的金融资产的期望收益率的条件下取得净现值大于零 ($NPV > 0$), 则项目投资是可接受的。由此, 投资项目的临界贴现率, 可通过 CAPM 模型计算金融资产的期望收益率求得:

$$R = R_f + \beta(R_m - R_f)$$

式中 R : 金融资产的期望收益率; R_f 无风险证券收益率, 这可由当前的国家债券利率来决定; R_m : 股市期望收益率或最优投资组合或全市场组合收益率, 通常用市场指数计算, $R_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i$, 式中 $R_i = (P_{i \text{ 本月收盘}} - P_{i \text{ 上月收盘}}) / P_{i \text{ 上月收盘}}$, n 为样本个数; $R_m - R_f$: 市场风险报酬率; β : 公司证券风险敏感度。

(二) β 值计算

β 是系统性收益率对市场收益率水平变动的敏感性, 又称“市场敏感指数”。股票收益率反映了公司的盈利能力和盈利水平。市场收益率 R_m 计算基础是股票综合指数。而股票综合指数则是宏观经济政策层、中观经济管理层以及微观上市公司经营层等诸多经济因素综合决定。故市场收益率是证券市场的平均盈利水平的反映。因此, 个股收益率对应市场收益率变化能够代表一家上市公式股票的风险敏感度。个股收益率对应市场收益率的变化愈强, 说明该股票的风险敏感度愈高, 其 β 值愈大。

计算公司股票的历史收益率 R_{ik} : $R_{ik} = (P_{ik \text{ 月收盘}} - P_{i(k-1) \text{ 月收盘}}) / P_{i(k-1) \text{ 月收盘}}$;
计算股市的历史收益率 R_{mk} : $R_{mk} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_{ik}$; 其中 k 表示考察的期数。

用回归方法 (最小二乘法) 求出 R_{ik} 对 R_{mk} 的同归线, β 值就是这条回归线的斜率。回归直线方程: $R_{ik} = \alpha + \beta R_{mk}$ 。

如果上市公司完全靠自有资金经营, 则 β 值就是权益 β 值。且用 CAPM 模型计算出来的 R 即为投资收益成本。

由 CAPM 模型可知, 对于不同的 β 值有不同的投资机会成本。对于给定的 β , 可以在证券市场线 SML 上找到一点投资收益成本 R 与之对应。当项目的内含报酬率高于投资收益成本时, 为可行项目; 反之, 项目不可行。

(三) 资本结构变化对公司投资收益成本和负债成本的影响

资本结构是指企业各种长期资金筹集来源的构成和比例关系。通常情况下, 企业的资本结构由长期债务资本和权益资本构成。公司经营要求保持适度或最优的资本负债比例, 低于这一比例经营, 则募股资本不能最有效地发挥作用, 导致市盈率下降, 增加股票投资风险; 高于这一比例经营, 企业还

本付息压力加大，财务风险增加，甚至超过权益资本的承受能力，降低企业经济效益。因此企业的资本负债结构要根据市场和企业发展的需要做出必要的调整。在这种情况下，资本负债比的变化会影响公司的投资机会成本结构变化，此时公司机会成本由下式决定：

$$\text{公司综合机会成本} = R_A = D/V \times R_d + E/V \times R_e$$

式中， R_A 为公司总资产期望收益率； D 为公司负债； E 为公司权益； $V = D + E$ ； R_d 为公司负债期望收益率； R_e 为公司权益期望收益率。

某公司资产负债表如表 3-1 所示。假定投资者期望负债收益率为 8%，权益收益率为 15%，则调整前的总资产期望收益率为：

$$R_A = D/V \times R_d + E/V \times R_e = 30/100 \times 8\% + 70/100 \times 15\% = 12.9\%$$

表 3-1 公司资产负债表

	调整前		调整后	
资产价值	负债价值 (D)	30	负债价值 (D)	40
	权益价值 (E)	70	权益价值 (E)	60
资产价值	企业价值 (V)	100	企业价值 (V)	100

现公司决定投资一新项目，考虑通过举债扩大经营，增加负债 10%。此项目的风险程度与公司目前经营风险相当，因而项目的投资机会成本也与公司的投资机会成本相当，即 12.9%。同时，由于公司增加了债务，也就增加了债务负担者的风险，从而要求负债收益率也应增加，比如由 8% 增至 9.1%，那么相应要求的权益收益率可由下式求得：

$$R_A = 40/100 \times 9.1\% + 60/100 \times R_e = 12.9\%$$

$$\Rightarrow R_e = 15.43\%$$

这就是说，由于增加了债务风险，相应使权益资本风险也增加了，从而要求增加权益期望收益率，即由 15% 提高到 15.43%。

可见，在总的期望收益率不变的条件下，改变资本结构，则负债与权益的期望收益率会发生双重变化：当负债比重提高，则要求权益期望收益率与负债收益率同时提高；反之，应同时调低。

第四节 小结

CAPM 的核心作用在于分析投资组合和证券估价，搜寻廉价证券。证券



投资的风险分为：系统性风险和非系统性风险。CAPM 认为非系统性风险可通过投资多样化加以消除，而系统性风险却是无法分散的。因此，系统性风险是证券或投资组合风险的重要组成部分，有必要集中精力对其进行评价。系统性风险是由 p 来衡量的，对投资策略的选择，就是视 p 值的高低为转移，这便引入了“ β 分析法”：如果投资者愿意承担较多的风险，他可以在组合中选择 β 值较高的股票，这样组合的预期收益率将超过市场的平均预期收益率，如果投资者较为保守，可以在组合中选择 β 值较低的股票，虽然收益少一些，但能少冒一点市场波动的风险。

CAPM 为证券的估价提供了一种标准，每一种证券的期望收益率应等于无风险利率加上由 β 系数测定的风险溢价，即 $R_i = R_f + \beta_i (R_m - R_f)$ 。当获得市场组合的期望收益率的估计和该证券的 β 的估计时，就能计算市场均衡状态下证券的期望收益率。另外，关于证券在未来所产生的收入（股息和期末价值）有一个预期值， $R_i = (\text{股息} + \text{期末价值}) / \text{期初价值} - 1$ 。在均衡状态下，两个期望收益率应相同，且期初价格应定为 $(\text{股息} + \text{期末价值}) / (R_i + 1)$ 。将现行的实际市场价格和均衡的期初价格进行比较，二者不等说明市场价格被误定，误定的价格有回归的要求，利用这点便可获得超过正常的收益。当实际价格低于均衡价格时说明该证券是廉价证券，应该购买；相反，则应卖出该证券。

CAPM 已被广泛应用于解决投资决策中的一般性问题，尤其是在西方发达国家，它的特点便在于对风险—收益关系有关的重大问题作出了简明的回答，同时 CAPM 为投资者提供了一种机制，投资者可以根据资产的系统性风险而不是总风险来对多种金融资产进行选择。



第四章

基于 Black - Litterman 模型 构建投资组合

第一节 引言

我国的基金业经过多年的发展，由小变大、由弱变强，已成为投资者不可或缺的重要理财工具。经过 2004 年的跳跃式发展和 2006 ~ 2007 年的爆发式增长，截至 2012 年 11 月底，共有 1135 只基金在运营，资产净值合计 25373 亿元，份额规模合计 29853 亿份。对于众多的基金来说，如何迅速、有效地进行投资选择，降低调研和投资的成本，更科学地分配规模庞大的资产，以更好的业绩回报投资者，成为其面对的重要问题。

在我国证券市场，基本面研究占据市场主流地位，然而随着证券市场的不断发展，证券数目的增加、衍生品出现以及新业务的推出，基金战胜指数的难度也不断增加。在此背景下，机构投资者对数量化投资研究的兴趣大大增加，数量化投资成为业界共同关心的问题。

目前，国外数量化共同基金已十分流行，涌现出了一大批优秀的数量投资基金。随着金融一体化的推进，市场风险在全球范围内转移，系统性风险不断加大。在如此背景下，对冲基金却表现出良好的风险管理能力，并获得了较高的投资收益。随着管理资产规模的迅速“膨胀”，对冲基金已成为全球金融市场重要的机构投资者。

对冲基金的历史最早可以追溯到 1949 年，“对冲基金之父”阿尔弗雷德·温斯洛·琼斯（Alfred Winslow Jones）在美国建立了第一家真正意义上的对冲基金。对冲最早出现于 17 世纪，主要被大宗商品的生产商和交易商用来应对价格反转变动。琼斯在他最初的对冲基金模型中，采用卖空和杠杆



两种技术，以保证其投资组合在下行市场中的投资表现。琼斯认为在任何市场条件下保证持续收益的关键在于选股，他还开创了对冲基金收取 20% 投资盈利的激励费用制度。

一个典型的数量化投资流程涵盖了估值与选股、资产配置与组合优化、订单生成与交易执行、绩效评估和风险管理。Brinson、Hood 和 Beebower 的研究报告《投资业绩的决定因素》指出，资产配置策略可以解释 91.5% 的基金回报率波动。将量化分析技术与传统的投资组合理论结合，形成现代资产配置理论的基本框架，突破了传统积极型投资和指数型投资的局限，将投资方法建立在对各资产公开数据的统计分析上，通过数学模型进行优化，进而确定资产组合的配置目标和分配比例。

本书涉及的 Black - Litterman 模型即是构建投资组合的经典理论。在分析 Black - Litterman 模型的构建思想、梳理利用这一模型构建投资组合的流程后，在后续的研究中会依此构建投资组合，考察投资组合的收益状况，并结合其他构建投资组合的方法，考察这一方法能否有效改善收益情况。

第二节 投资组合理论与实践

金融投资是现代商品经济条件下一项复杂的投资行为。在对品种繁多的金融工具投资的过程中，无论对于个人投资者，还是对于大型投资机构而言，投资收益与投资风险的权衡是不得不考虑的一个重要问题。投资人总有一个共同的理想目标，即在既定风险下力求收益达到最大值，或在既定收益下力求风险最小。

以 Markowitz 均值一方差最优化理论为代表的传统投资组合理论存在着较大的缺陷。其方法在参数估计的过程中，主要是用历史数据法和情景分析法。当使用历史数据进行估计时，如果资产具有较高的预期收益、和其他资产之间负的相关系数和较小方差，将会被过高的配置，而恰恰这类资产具有最高的估计误差。其主要原因就是由于在 Markowitz 最优化过程中过度使用统计信息，夸大了估计误差的影响，其结果是最大化了估计误差。而情景分析法由于主观及随意性太强，不被鼓励采用。Michaud (1989) 认为 Markowitz 组合是不稳定的，其对输入变量的指定非常敏感，得出的组合配置往往过度集中，并无法指定不同资产的可信度。正因为如此，越来越多的市



场参与者不再单纯试用 Markowitz 模型。

20 世纪 90 年代初，由高盛资产管理公司的 Black 和 Litterman (1991) 提出基于贝叶斯方法的 Black - Litterman 资产配置模型，并将其作为基金操作的原则进行资产配置。Black - Litterman 的原理就是利用贝叶斯方法，将投资者的主观观点和市场均衡收益（先验收益）相结合，从而形成一个期望收益的混合估计值（后验收益），这个新形成的收益被看成投资者观点和市场均衡收益的复杂加权平均。而 Black 和 Litterman 的目标就是创造一种可以指定并整合分析师以及各市场参与者的观点到市场参数估计中去的资产配置方法。

Black 和 Litterman (1992) 认为传统的数量方法，之所以不成为投资者作为资产配置的主要投资决策，主要原因包括：当投资组合的个别资产预测报酬率变动时，会造成牵一发而动全局的情况，形成投资组合对参数的微幅变化具有相当的敏感性（input - sentivity），而不是直觉特性（即参数微幅波动时，投资组合也微幅变动），也不具有风险控制管理概念。此外，根据 Markowitz 的均值差最优化的主要投入要素：预期报酬率及方差数。投资者必须利用长期的历史资料，提出投资组合所有的预期报酬率的想法，而这些看法皆为 100% 的信心水准，Black 和 Littermam 认为投资者的看法在实际情况下，很难达到完全预测正确。

Black - Litterman 是一种精确的构建资产组合的方法。它基于 Markowitz 的改进，创造了一个基于投资者观点的、稳定的、均值方差有效的组合，其特点是：引入了投资者对单个资产的主观预期，将由市场数据算出的预期收益率和投资者看法结合在一起，形成一个新的市场后验收益率。投资者的主观收益率会产生风险，主观意见越强必须承担的风险越高，值得庆幸的是 Black - Litterman 模型中，所有的投资者预期收益率信心水平均能得到反映，从而使优化后得出的结果更为稳定和准确。Black - Litterman 通过开始假定起点均衡，运用风险厌恶系数、资产方差协方差和市场实际权重推出超额隐含资本市场预期，即根据市场的信息反推出隐含参数。这使得 Markowitz 模型对输入变量的高敏感性的特点得到了修正，但所需输入变量的构建是较为复杂的。

Black - Litterman 模型的出现使得在实际投资中对资产组合的建模更具有可操作性。Black - Litterman 一开始，假设在市场均衡情况下，一个有代表性的投资者持有市值权重比例的资产组合，然后通过逆优化的方法求得隐含超额收益率，以此作为理想的市场中性的起点。接下来，投资者可以表达自己对不同资产未来收益的看法，并对每种看法指定各自的信心水平，这一信心

水平代表了其对不同资产预期的不确定性。这些观点将和上述市场隐含的超额收益率结合，以此构成“B-L 预期收益”。最后，模型通过在均值方差方法下最优化“B-L 预期收益”来求解资产组合的最优配置（见图 4-1）。

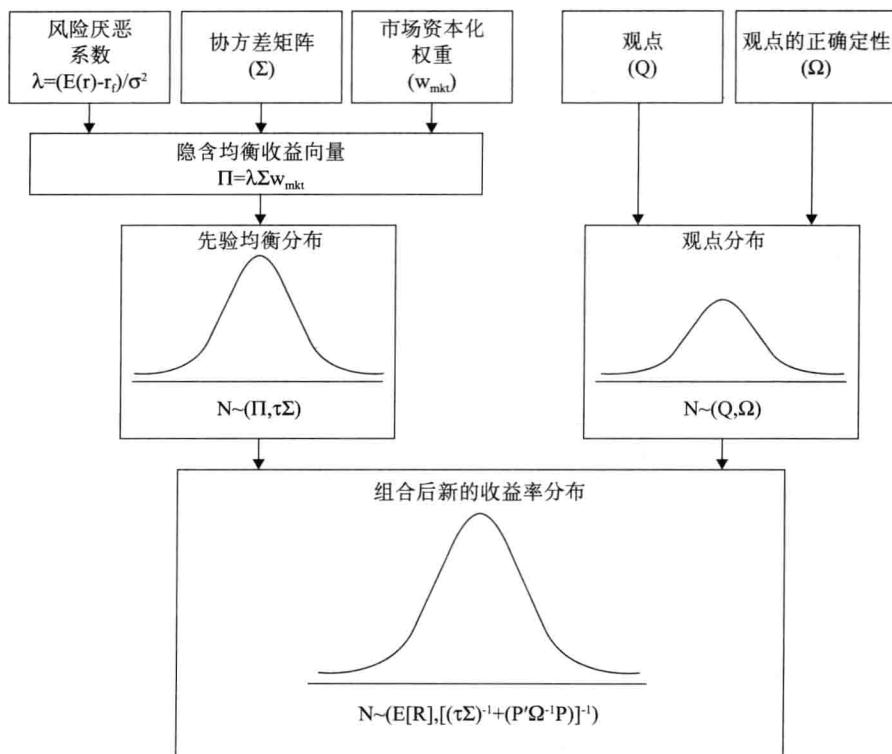


图 4-1 BL 模型分析流程

数据来源：Adzorek, A step-by-step guide to the Black-Litterman model, 2004。

He 和 Litterman (1999)、Dorbet (2001) 也支持这样的观点：传统的均值一方差投资选择理论与实际操作的区别是相当大的。均值一方差模型在务实际操作中，由于预期收益率、方差等参数的预测的可信度不高，而且此方法另一不足之处是均值的微小变化就会引起资产权重很大变化，因此在实际应用中存在很大的危险性。Black 和 Litterman 在理论和实际投资的鸿沟之间搭建了一个很好的桥梁，即 Black-Litterman 模型。这个模型将投资人的观点融入到标准的投资理论中，是证券投资管理中一个很好的积极投资配置模型。

在国外理论界，Bevan 和 Winkelmann (1998)，He 和 Litterman, Satchell



和 Scowcroft (2000), Drobetz (2001), 以及 Idzorek (2005) 都对 Black - Litterman 模型的进一步完善做出了贡献, 也对国际资产配置做了实证分析。在实际投资运作中, 很多大型投资机构运用 Black - Litterman 模型在全球资产配置中已取得丰厚的收益。在国内, 董秀红 (2005) 运用 Black - Litterman 模型对寿险公司的战略性资产匹配做了研究。但是, 尚未有人对中国证券市场利用此模型进行分析。本书即在分析利用 Black - Litterman 模型构建投资组合流程的基础上, 对中国的证券市场做投资配置决策。

第三节 Black - Litterman 投资组合理论的分析框架

一、市场均衡权重

假定市场上的 N 个股票资产 (也可以是债券、货币以及其他资产), 我们可以将当前市场上的这些资产的权重视为买卖双方处于均衡状态下的均衡权重。在这个均衡状态下, 将所有投资者视为一个总体, 他们持有一个市场投资组合为 ω_{eq} , 则均衡风险收益为:

$$\Pi = \delta \Sigma \omega_{eq} \quad (4-1)$$

其中 δ 为风险规避系数, Σ 是各资产超额收益的协方差矩阵。资产组合收益的 Bayes 先验可以表示为:

$$\mu \sim N(\Pi, \tau \Sigma)$$

也可以将这种线性关系视为:

$$\Pi = \mu + \varepsilon^{(e)}$$

其中 $\varepsilon^{(e)}$ 是均值为 0 方差为 $\tau \Sigma$ 的正态分布, 与 μ 不相关, 这里 τ 不确定性度量, $\tau \rightarrow 0$ 时通过模型计算的权重将趋于市场的均衡权重。

二、观点矩阵

Black 和 Litterman 通过综合投资者观点作为一个条件分布, 很好地解决了如何刻画投资者观点的问题 “假设投资人关于这 N 个资产持有 K 个观点, 并且这 K 个观点是互不相关的, 这就保证了条件分布的协方差阵是对角阵。另外还要求一个观点的权重和为 0 (相对观点) 或者为 1 (绝对观点)。对投

投资者关于这 N 个资产的 K 个观点用下面矩阵表述:

(1) P , $K \times N$ 维矩阵, 其每一行代表一个观点所涉及资产的权重; 相对观点的权重和为 0, 绝对观点的权重和为 1;

(2) Q , $K \times 1$ 维向量表示每个观点的期望收益;

(3) Ω , $K \times K$ 维对角阵, 表示观点的协方差阵, 第 i 个对角元用 ω_i 表示。

这样可以将投资者观点描述如下:

$$P\mu = Q + \varepsilon^{(v)}$$

这里 $\varepsilon^{(v)}$ 是不可观测的正态随机变量, 均值为 0, 协方差阵为对角阵 Ω 。例如投资者面对 4 个资产, 他有相对观点: 资产 1 的收益率会高于资产 3 的收益率 2%; 和绝对观点: 资产 2 的收益率被低估了 3%, 并且他对自己这两个观点的信心分别为 ω_{11} 和 ω_{22} 。则相应的矩阵为:

$$P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad Q = \begin{pmatrix} 2\% \\ 3\% \end{pmatrix} \quad \Omega = \begin{pmatrix} \omega_{11} & 0 \\ 0 & \omega_{22} \end{pmatrix}$$

Black 和 Litterman 是提出用主观观点来选取向量 Q 以及对角阵 Ω , 这种依靠主观经验的方法也是 Black - Litterman 模型在学术界遭到质疑的原因。但是, 可以通过宏观经济变量等作为解释变量用 GJR - GARCH - M 模型来捕捉股票收益率及收益率变动的特征, 从而获得投资者对于每个资产的收益率 Q 及对观点的置信程度 Ω 。GJR - GARCH - M 模型设定如下:

$$\begin{cases} y_t = \beta x_t + \varepsilon_t \\ h_t = c + \alpha \varepsilon_{t-1} + \gamma h_{t-1} + \theta I_{t-1} \varepsilon_{t-2}^2 \end{cases} \quad (4-2)$$

这里 y_t 是超额收益率序列; x_t 是宏观经济变量; $\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t$ 扰动项, 其中的变量 z_t 服从标准正态分布, 计有 $z_t \sim N(0, 1)$; I_t 是模型的 GJR 效应, 其取值为:

$$I_t = \begin{cases} 1, & \varepsilon_t < 0 \\ 0, & \varepsilon_t \geq 0 \end{cases} \quad (4-3)$$

为保证模型中的参数估计有效, 必须有 $c > 0, \alpha \geq 0, \gamma \geq 0, \alpha + \beta \geq 0$ 条件限制; 此外, 为了确保条件方差为正, 参数必须满足: $\alpha + \theta/2 + \gamma < 1$, 而且 $\alpha + \theta/2 + \gamma < 1$ 是 GJR - GARCH 模型广义平稳的充要条件。

利用 MATLAB 软件中的 garchfit 函数可以估计出参数 $(\hat{\beta}, \hat{c}, \hat{\alpha}, \hat{\gamma}, \hat{\theta})$, 从而可以得到下一期的预测值:

$$\hat{y}_{t+1} = \hat{\beta} \hat{x}_{t+1} \quad (4-4)$$



以及预测的条件方差 $\hat{h}_{t+1} = c + \alpha \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \gamma \hat{h}_t + \theta I_t \hat{\varepsilon}_t^2$, 其中 $\hat{\varepsilon} = \hat{y}_t - \hat{\beta} x_t$ 。针对每一个资产都可以建立一个 GJR - GARCH - M 模型来预测下一期的超额收益率及条件方差, 将这些预测值写成观点矩阵和方差阵可以表示如下, 其中由于每一个观点都只涉及一个资产, 因此对应的 $\hat{P}$ 为 $k \times k$ 维单位阵。

$$\begin{cases} \hat{Q}_{t+1} = (\hat{y}_{t+1,1}, \hat{y}_{t+1,2}, \dots, \hat{y}_{t+1,k})^T \\ \hat{\Omega} = \text{diag}(\hat{h}_{t+1,1}, \hat{h}_{t+1,2}, \dots, \hat{h}_{t+1,k}) \\ \hat{P}_{t+1} = \text{diag}(1, 1, \dots, 1)_{k \times k} \end{cases} \quad (4-5)$$

之后可以结合贝叶斯分析方法获取资产配置的最佳权重。

三、贝叶斯分析

Black - Litterman 模型中允许投资者拥有与一致预期收益不一样的个人观点主观判断, 并且投资者在作出资产选择的时候, 无须对所有资产拥有自己的观点, 他可能只就某类、某个资产具有主观判断, 而且这样判断具有不确定性, 或者说, 投资者可以对自己的判断作一个信心水平的附加判断。正是因为这样一些特点, BL 模型有效解决了 MV 模型中的非直觉性、权重过度集中、输入参数敏感等问题。

$$\begin{cases} p(\Pi | \mu) = \frac{K}{\sqrt{2\pi} |\tau \Sigma|} \exp\left(-\frac{1}{2}(\Pi - \mu)'(\tau \Sigma)^{-1}(\Pi - \mu)\right) \\ p(P\mu) = \frac{K}{\sqrt{2\pi} |\tau \Sigma|} \exp\left(-\frac{1}{2}(P\mu - Q)' \Omega^{-1}(P\mu - Q)\right) \end{cases} \quad (4-6)$$

利用贝叶斯法则可以得到:

$$p(\mu | \Pi) = \frac{p(\Pi | \mu)p(\mu)}{p(\Pi)} \quad (4-7)$$

由此可知后验分布也是正态分布, 计算可以得到投资组合的后验分布为:

$$r \sim N(\bar{\mu}, \bar{\Sigma}) \quad (4-8)$$

其中

$$\begin{cases} \bar{\mu} = ((\tau \Sigma)^{-1} + P' \Omega^{-1} P)^{-1} ((\tau \Sigma)^{-1} \Pi + P' \Omega^{-1} Q) \\ \bar{\Sigma} = \Sigma + (\tau \Sigma)^{-1} + P' \Omega^{-1} P)^{-1} \end{cases} \quad (4-9)$$

将 GJR - GARCH - M 模型对股票价格的时间序列进行估计, 估计方法可以采用拟极大似然法, 如 Matlab、R、SAS 等诸多统计软件中均提供现成的估计程序, 由此将产生观点矩阵, 可以作为 Black - Litterman 模型的输入参



数, 结果得到如下所示的公式。

$$\begin{cases} \bar{\mu} = ((\tau \Sigma)^{-1} + \hat{P}' \hat{\Omega}^{-1} \hat{P})^{-1} ((\tau \Sigma)^{-1} \Pi + \hat{P}' \hat{\Omega}^{-1} \hat{Q}) \\ \quad = ((\tau \Sigma)^{-1} + \hat{\Omega}^{-1})^{-1} ((\tau \Sigma)^{-1} \Pi + \hat{\Omega}^{-1} \hat{Q}) \\ \bar{\Sigma} = \Sigma + ((\tau \Sigma)^{-1} + P' \Omega^{-1} P)^{-1} - 1 \\ \quad = \Sigma + ((\tau \Sigma)^{-1} + \hat{\Omega}^{-1})^{-1} - 1 \end{cases} \quad (4-10)$$

Black 和 Litterman 没有公布 Black - Litterman 模型的推导过程。利用上述的贝叶斯方法可以得到模型投资组合的权重。结合标准的均值一方差模型来得到给定收益 $\bar{\mu}$ 和协方差矩阵 $\bar{\Sigma}$ 的情况下的 Black - Litterman 模型的投资权重组合, 即通过求解下述最优化问题:

$$\max \omega' \bar{\mu} - \frac{\delta}{2} \omega' \bar{\Sigma} \omega \quad (4-11)$$

得到最佳资本权重为:

$$\omega^* = \frac{1}{\delta} \bar{\Sigma}^{-1} \bar{\mu} \quad (4-12)$$

其中 $\bar{\Sigma}$ 和 $\bar{\mu}$ 如公式 (4-10) 所示, 这样得到依据投资者的心理偏好计算的最佳投资组合权重 ω^* , 市场组合的信息 ω_{eq} 是其组成部分, 同时投资者个人的观点信息, 即 $(\hat{\Omega}, \hat{Q})$ 也蕴含其中。这就是 He 和 Litterman 提出的, ω^* 可以分解为市场均衡组合与由观点形成的投资组合的加权和。

Black - Litterman 模型提供了对先验分布的便利构造, 是一种很好的实践方式, 但这同时也失去了对贝叶斯估计更为一般性的讨论。贝叶斯推断过程清楚表明还可以通过对先验分布做不同假定来实现预期收益率的生成, 同时, 有效避免传统均值方差模型中存在的问题, 提高模型的稳定性。

第四节

Black - Litterman 模型与 Markowitz

均值一方差模型的比较

通过第三节对 Black - Litterman 模型的梳理可以发现, 这一模型能够充分利用投资者的先验信息, 避免传统的均值一方差理论在应用中的诸多缺陷。Michaud (1989) 讨论了均值一方差模型在实际应用中存在的问题, 发





现模型经常导致与现实不太一致的组合，甚至不如平均权重组合的实际效果。Black - Litterman 模型解决了如下几个问题：

第一，Black - Litterman 模型解决了投资权重失调的问题。在无卖空限制条件下，均值一方差模型经常导致在一些资产上有很大的空头头寸（Black, Litterman, 1992）。实践中，大量投资者具有卖空约束，如果对卖空进行限制，模型经常导致在某些资产上权重为零，而在另一些资产上权重过大，即出现资产配置过于集中的现象。在允许卖空情况下，部分资产（股票）有大量多头头寸，而另一些资产（股票）存在大量空头。不允许卖空情况下，则往往出现某一项或几项资产（股票）权重过高，有时甚至达 100%。

第二，Black - Litterman 模型解决了个别资产投资权重剧烈变动的缺陷。在均值一方差模型中，如果对输入参数作小幅度变化，可能导致模型结果发生剧烈变化（Fish, Statman, 1997），即模型对参数过度敏感。比如，某一股票在原有投资组合中权重为 1%，如果只对其预期收益率作很小的变化，比如，预期收益作千分之一的小幅上调，则资产配置会发生剧烈变化，尤其是预期收益不变的一些个股权重的也会大幅变化，这与我们投资直觉经验十分不吻合，并且在实践中组合的权重剧烈变化会引起交易成本的大幅上升。

第三，Black - Litterman 模型解决了投资者间存在异质信念的问题。传统均值一方差模型中，相同预期收益，不同信心确定程度，资产组合权重相同，没有对信心水平做出差异化表达。在实践投资中，当投资对不同资产作出相同预期收益，但其对这一判断的确信程度可能不同，在传统均值一方差模型中，这类情况是无法区别对待。

第四，Black - Litterman 模型考虑了市场组合自身的权重问题。均值一方差模型由于在确定权重时不考虑市场组合自身的权重，因此，由于较高的预期收益，一些市场权重很小的资产（股票）在组合中权重却极高，如果加入卖空限制这一情况更为严重，这使得在实践投资存在流动性问题，即在过小市值的证券资产上投资资金过大，难以买到足够的份额，或者能买到，但引起较大冲击成本，最终导致投资组合无法进行。

第五，Black - Litterman 模型具有较为稳定的参数估计结果。传统的均值 - 方差模型由于对输入参数极为敏感，在对预期收益采用历史数据估计时候，不同历史采样区间，组合权重输出结果变化极大，投资者难以确定其合理性。对于一些事前进行分析的实证策略很容易存在数据挖掘问题，模型不具稳定性。



第五节 结论与投资建议

一、简要结论

1. 本书梳理了 Black - Litterman 模型的分析框架与依此构建投资组合时流程问题。这一模型能够充分利用投资者的先验信息，避免传统的均值一方差理论在应用中的诸多缺陷，如解决了投资权重失调的问题、解决了个别资产投资权重剧烈变动的缺陷、解决了投资者间存在异质信念的问题等。

2. 在利用 Black - Litterman 模型构建投资组合获取超额收益时，还存在着较大创新空间。在现实的经济活动中，资产收益被很多程式化的事实所刻画：波功率聚类（随机搅动项往往在较大幅度波动后面伴随着较大幅度的波动，在较小波动幅度后面紧接着较小幅度的波动），超额峰度（比如厚尾分布），不对称性，均值回复，风险自相关，时变波动率（也称条件异方差），波动率的联合运动，杠杆效应等等。如果能找到一个合理的计量经济模型来很好地描述这些经济现象，利用时间序列的模型拟合实际的金融数据，进而通过这些拟合数据得到预测数据，以此作为 Black - Litterman 模型的输入量，将更加有利于个人投资者或大型机构的资产配置。

二、投资建议

Black - Litterman 模型可以结合 A 股市场板块轮动现象构建投资组合。在历史上，A 股市场体现出了明显的板块轮动效应，这也使得自上而下的投资组合构建方法具有广阔的用武之地。这一方法的逻辑基础在于不同行业版块都具有不同的属性，并处于经济中不同的产业链环节，当经济环境或者政策环境发生变化时，这些行业版块的受益或受损程度以及敏感度都不尽相同，从而在股市中的表现也不同。在 2008 年年底—2009 年 8 月份的由政府 4 万亿元投资而促发的一波阶段性牛市中，与基础建设投资相关性最大的水泥、工程机械等版块初期的涨幅会明显大于下游的消费行业，如果投资人员能把握这种内在逻辑性，并踏准版块轮动的节奏，其投资组合必将取得远超市场平均的收益率。

鉴于此，可以利用 Black - Litterman 模型结合行业指数建模，从而确定

总体投资在不同行业中的配置比例，进一步可以在重点配置行业中选择重点配置的股票。由于有了 Black - Litterman 模型的指导，因此能够提高自上而下选股方法的准确率。

市场行情瞬息万变，Black - Litterman 模型也存在失效的状况。在熊市行情中股市出现震荡下跌，版块之间轮动的周期会越来越短，幅度越来越弱，很多时候甚至出现“一日游”的行情，这令很多投资策略失效，甚至在踏错节奏的时候造成很大的损失。此外，新股 IPO 不断，市场在持续扩容，也增加了市场的投资标的，个股之间的股价表现差异逐渐拉大。近几年的 A 股市场中，即使属于同一行业版块的公司，其股价表现趋同性也在明显弱化，其中不乏股价屡创新低的个股，但也不乏屡创历史新高个股。在这种市场环境下，自下而上的对不同的个股进行深入而细致的研究，精选出未来业绩成长性好的个股，并在合适的时机买入并持有的投资组合构建方法可能更有效。在针对这种行情，利用 Black - Litterman 模型需要谨慎，甚至可以考虑其他的有效替代方法。



全国最低交易手续费免费办理国内正规商品股指原油期货开户 零佣金 不限资金量和交易量直接申请交易所手续费
任何地方费用比我们低 10倍赔偿差价 客服QQ/微信：958218088 期货开户和书籍下载请进：<http://www.7help.net>



第二篇

市场运行篇



第五章

基于贝叶斯向量自回归模型的 宏观经济变量预测

第一节 引言

当前我国经济仍然处于自 2010 年第 2 季度以来的下行周期之中，尽管面对国际经济形势的巨大不确定性以及 2011 年紧缩宏观政策的滞后效应，但经济增长“软着陆”逐渐成为一种共识。那么，我国经济将以怎样的方式实现“软着陆”？BVAR 模型由于其较好的预测功效最早被诸如 FED 等金融机构用于宏观经济预测分析，本书构建了一个小型 Bayesian - VAR 模型，通过对包括经济增长、货币供给、利率、汇率等在内的宏观经济变量进行样本外预测分析，尝试对这一问题进行探讨。

本书的研究作为一种预测分析，不可避免地将受到一系列内在和外在的问题的困扰，但我们认为，其仍然能够：（1）为我国经济将以一种怎样的方式、在何时“软着陆”提供一种稳健的情景分析，特别是在这个过程中，我国的货币政策变量将可能产生哪些演化；（2）进而为大类资产配置和投资择时提供重要的参考依据。

本书结论的稳健性可能会受到以下几个方面问题的困扰：第一，小型 VAR 模型预测难以避免的不稳定性问题（Clark 和 McCracken 2006）；第二，宏观经济预测其稳健性还要受到不确定的外部冲击的影响，例如未来欧债危机冲击、自然灾害的可能影响；第三，本书采用季度数据分析，受条件限制样本数据量还比较少等。这些问题存在对本书预测结果稳健性的影响在某些情况下将是不容忽视的。

第二节 贝叶斯向量自回归模型 (BVAR) 和参数估计

一、贝叶斯向量自回归模型 (BVAR) 及先验设定

作为一种从数据本身中寻找规律“让数据自己说话”的非约束性模型，向量自回归模型 (VAR) 在宏观经验实践中获得了越来越多的应用，但非约束方式也同时伴随着参数过度估计的风险。对这一问题的解决主要通过两种方式，即施加软约束和硬约束的方式，前者主要是通过缩减模型参数使之趋向某一个值（比如 0），后者包括施加相应的具体约束，而贝叶斯方法由于其逻辑上的一致性，在作为施加软约束的有效方法上获得了越来越广泛的应用。

贝叶斯向量自回归模型 (BVAR) 方法最早是由明尼苏达大学和明尼阿波利斯联储的经济学家 Doan, Litterman 和 Sims (1984)、Litterman (1986) 提出的，他们设定先验 (Prior) 的方法被称之为明尼苏达先验 (The Minnesota Prior)，其后 Sims (1993)、Sims 和 Zha (1998)（他们提供了自然共轭先验的相关研究）、George 和 McCulloch (1993)、Chipman 等人 (2001)、George、Sun 和 Ni (2008) 提出了基于 SSVS (Stochastic Search Variable Selection) 先验，其后 Kuo 和 Mallick (1997)、Korobilis (2009)、Koop, Leon-Gonzalez 和 Strachan (2009) 发展了协方差均值 SSVS 先验。作为比较成功的宏观预测分析方法，VAR 模型得到了越来越广泛的应用，Sims 教授更是由于其 VAR 模型在宏观经济分析领域的贡献而获得 2011 年诺贝尔经济学奖。

设定 VAR 模型的矩阵形式为：

$$y = (I_M \otimes X) \alpha + \varepsilon \quad (1)$$

其中 y 是 $MT \times 1$ 矩阵， X 是 $T \times (1 + MP)$ 矩阵， α 是 $(1 + Mp) \times M$ 矩阵， $\varepsilon \sim N(0, \Sigma \otimes I_M)$ 。其中 M 表示内生变量的个数， T 表示观察值序列的长度， p 表示滞后的阶数（见表 5-1）。

表 5-1 BVAR 模型各种先验设定及相关特征一览表

名称	先验形式	后验特征	优缺点
明尼苏达	$\alpha \propto N(0, V)$ $\Sigma = \hat{\Sigma}$	$\alpha \propto N(*, *)$	优点：后验推断形式比较简便，有数学分析结果 缺点：参数需要主观设定其预测能力比较突出。
自然共轭	$\alpha \propto N(\underline{\alpha}, \underline{\Sigma} \otimes \underline{V})$ $\underline{\Sigma}^{-1} \propto W(\underline{S}^{-1}, \underline{V})$	$\alpha \propto N(\bar{\alpha}, \bar{\Sigma} \otimes \bar{V})$ $\bar{\Sigma}^{-1} \propto W(\bar{S}^{-1}, \bar{V})$	优点：先验、后验、似然函数都来自同一个集合；数学分析性结果。 缺点：不能实施结构性限制；方差参数协方差成比例。
独立 N-W 分布	$\alpha \propto N(\underline{\alpha}, V_{\alpha})$ $\underline{\Sigma}^{-1} \propto W(\underline{S}^{-1}, \underline{V})$ $p(\alpha, \underline{\Sigma}^{-1}) = p(\alpha)p(\underline{\Sigma}^{-1})$	$\alpha \propto N(\bar{\alpha}, \bar{V}_{\alpha})$ $\bar{\Sigma}^{-1} \propto W(\bar{S}^{-1}, \bar{V})$	优点：参数和方差矩阵先验设定相互独立；采用 Gibbs 抽样方法，MCMC 不足：对先验分布仍然施加了一定的限制和认为设定；
SSVS - VAR	$\alpha \gamma \propto N(0, D)$ $\gamma_j \gamma_{1-j} \propto B(1, \underline{q}_j)$ $\underline{\Sigma}^{-1} \propto W(\underline{V}, \underline{S}^{-1})$	$\alpha \propto N(\bar{\alpha}, \bar{V}_{\alpha})$ $\bar{\Sigma}^{-1} \propto W(\bar{S}^{-1}, \bar{V})$ $\gamma_j \gamma_{1-j} \propto B(1, \underline{q}_j)$	优点：需要最少的先验设定，引入一个服从贝努利分布的超级随即参数，类似于根据数据自动来选择约束；采用 Gibbs 抽样，MCMC
SSVS	$\alpha \gamma \propto N(0, D)$ $\gamma_j \gamma_{1-j} \propto B(1, \underline{\pi})$ $\underline{\Sigma}^{-1} \propto W(\underline{V}, \underline{S})$	$\alpha \propto N(\bar{\alpha}, \bar{V}_{\alpha})$ $\bar{\Sigma}^{-1} \propto W(\bar{V}, \bar{S})$ $\gamma_j \gamma_{1-j} \propto B(1, \underline{\pi})$	优点：是对均值 Wishart SSVS 先验的进一步细化，设定了超级参数的一般形式；

资料来源：国信证券博士后工作站整理。

二、变量的处理

本书变量选取涉及消费者物价指数、国内生产总值（GDP）、货币供给量（M2）、实际有效汇率和贷款利率等指标，样本区间为 1996 年第 1 季度到 2011 年第 4 季度，共 64 个样本点。由于宏观经济分析更多的关注是年度





趋势而非季度变化,因此我们使用的同比数据而非环比数据^①,本书同时采用不同的方法对各变量进行了去趋势化处理^②。

人民币实际利率定义为1年短期贷款利率减去同季度通货膨胀率。我们用1年短期贷款利率作为我国短期利率的代理变量(数据来源于中国人民银行)。通货膨胀率在获得居民消费价格指数(CPI)环比增速和同比增速的基础上,计算以1995年全年价格水平为100的历年各季度CPI数据,并以此为基础计算季度通胀率 $\pi_t = \ln(\text{cpit}/\text{cpit} - 4)$ ^③。

为了分析的方便,国内生产总值和货币供给量数据均采用同比数据(数据来源 wind 数据库)。人民币实际有效汇率直接采用由国际清算银行计算的经消费物价指数调整的宽口径汇率指数(broad indices),实际有效汇率以1995年为基期(1995年平均值为100),采用间接标价法,实际有效汇率指数的增加表示人民币的升值。

三、参数估计

估计BVAR模型内生变量的滞后阶数为5阶,模型参数估计中迭代的次数为50000次^④。相对于模型的估计参数,经济分析实践中对VAR模型各内生变量的脉冲反应及VAR模型对变量未来趋势的预测更加感兴趣,因此本书在BVAR的估计结果上,没有报告模型估计的参数及方差矩阵,在下文重点分析模型对我国宏观经济变量未来趋势的预测。

① 在FED等国外央行进行预测分析均使用年化环比数据,鉴于我国环比数据序列还比较短,以及国内宏观经济分析习惯,本文仍然使用同比数据来进行分析。

② 去趋势化有多种方法,例如使用HP滤波方法,但是该方法在样本外预测后数据在还原为常用的同比数据时,存在着较多的问题,本书主要参照高盛的数据方法。详见Sun - Bae, Hong liang, Enoch fung, (2004)。

③ 本书选取第4季度通胀率而非季度环比通胀率,一方面是因为货币当局将通货膨胀和名义增长作为政策目标时,关注的是年度变化而非季节变化,另一方面从经验上第4季度通胀率是潜在季度通胀率的更好估计值(Batini和Turnbull, 2002)。CPI环比和同比数据来源于中经网统计数据库。

④ 关于滞后阶数的选择,本书综合考虑VAR模型中滞后信息准则(VAR lag order selection Criteria)和不同之后阶数在预测能力方面的选择,前者不同的信息标准下有着不同的最优滞后阶数,施瓦茨(SC)信息准则建议滞后1期,赤信(AIC)和HQ信息准则均建议滞后11期(最大可能的滞后期),这可能是由于变量间存在着协整关系。本文根据似然比(LR)准则选择滞后阶数为5,界于AIC和AC准则建议滞后期数之间。同时在考虑到不同滞后阶数的预测效果时,本文比较滞后4阶和5阶对预测的影响,详见后文:子区间样本外预测分析。

第三节 模型预测能力的稳健性分析

一、先验分布的选择

表 5-2 给出了在子样本区间内（1996Q1 ~ 2010Q4）样本外预测 $T = 2011Q1$ 的结果。从中可以看出，在对 GDP 的预测中，SSVS 先验不仅有着比较接近实际值的预测均值，而且其预测方差也是最小的；在预测货币政策变量时，SSVS 先验也具有较强的预测能力，比如货币供给量的预测均值与实际也比较接近（在货币供给量预测时自然共轭先验预测均值最为接近实际值，其次是 SSVS 先验），在预测实际利率是 SSVS 先验预测均值也有着较好的预测功效。

表 5-2 对 2011Q1 样本外预测均值和方差（在括号内）

先验	GDP	M2	EER	DKR
明尼苏达	10.74 (1.106)	17.59 (1.909)	131.29 (3.168)	1.19 (0.931)
自然共轭	11.00 (1.033)	16.72 (1.716)	131.65 (3.034)	-0.18 (0.873)
独立 N-W	10.94 (1.230)	17.03 (2.017)	131.78 (3.489)	-0.20 (1.015)
SSVS - var	10.54 (1.244)	17.06 (3.367)	131.77 (4.304)	0.71 (1.593)
SSVS	10.55 (0.972)	16.98 (3.416)	131.84 (4.336)	0.77 (1.594)
实际值	9.7	16.52	130.74	1.02

资料来源：国信证券博士后工作站整理。

结合预测对数似然值和预测平方误，本书发现 SSVS - VAR 先验和 SSVS 先验对我国宏观经济变量有着更好的样本外预测能力。Koop 和 Dimitris (2009) 通过对美国宏观经济数据的样本外预测比较分析表明，明尼苏达先验总体上将有着更好的预测方差。之所以产生这样的结果差异，可能是由于以下两个方面的原因：第一，受我国宏观经济数据长度的限制，本书研究的区间长度仍然是比较有限的，在这样的背景下，先验设定比较多的依赖人为因素的先验（比如明尼苏达）和对方程方差协方差有较强约束的先验（比如自然共轭先验）可能并不十分适应我国的数据结构，而对于 SSVS 这样更多依赖数据结构本身的先验信息可能更加适合本文的预测；第二，当前明尼



苏达先验的超参数设定主要是参照美国经验获得的，而中国宏观数据结构可能有着自己的超参数结构，如果能够找到适合中国数据的超参数设定，相信明尼苏达先验仍然可能是比较有效的，从表 5-3 中也可以看出明尼苏达先验预测方差都相对较小。

表 5-3 SSVS - VAR 预测 (2011Q1 ~ 2011Q4) 对数似然比和
预测平方误比较

时间	对数似然值		预测均方误 (MSFE)							
	Log_pl		GDP		M2		REER		Dkr	
	M - W	Mssvs	M - W	Mssvs	M - W	Mssvs	M - W	Mssvs	M - W	Mssvs
2012Q1F	-10.67	-10.32	0.016	0.008	1.05	1.18	1.98	2.22	1.12	1.11
2012Q2F	-8.74	-8.50	0.000	0.001	0.54	0.39	1.34	1.52	0.54	0.38
2012Q3F	-8.54	-8.52	0.003	0.003	0.14	0.13	0.88	0.99	0.08	0.18
2012Q4F	-8.05	-8.04	0.039	0.095	0.10	0.06	0.09	0.05	0.04	0.01

资料来源：根据 BVAR 模型 1 步递归预测整理，国信证券博士后工作站。

表 5-3 给出了 SSVS - BVAR 模型子区间 (1996Q1 ~ 2010Q4) 样本外预测的对数似然比值 (Log_PL) 和预测平方误 (MSFE) 在不同先验方法下的结果^①。研究发现，基于协方差均值 Wishart - SSVS 先验分布有着更小的对数似然值，在预测均方误上，在不同变量上虽有不同的表现，但总体相差较小，因此对于本书所选取的变量而言，本书认为协方差均值 Wishart - SSVS 先验的 BVAR 模型有着更好的样本外预测分析能力。

二、预测方法的选择

贝叶斯向量自回归模型的样本外预测主要有两种预测方法：直接预测 (direct forecasts) 和 1 步迭代预测方法 (Iterated forecasts)。在进行子区间样本外预测时，本书通过预测均值与实际值的接近程度及预测方差、预测的对数似然值和预测平方误等角度，在 SSVS - var 先验和 SSVS 先验下进行了比较分析，结果发现，1 步递归预测在总体上有着与实际值比较接近的预测均值和较小的对数似然值。

^① 本书同时还比较了基于明尼苏达先验、自然共轭先验、独立正态 Wishart 先验、均值 Wishart - SSVS 先验和协方差均值 Wishart - SSVS 先验，结果发现后两者在预测效果上比较接近，而前四种在 Log_PL 和 MSFE 标准下预测误差都比较大。



三、子区间样本外预测的稳健性检验（2011Q1~2011Q4）

本书通过对子区间（1996Q1~2010Q4）进行样本外预测：首先，通过对比经济增长、货币供给量等经济变量在2011Q1~2011Q4间的预测值和实际值，来考察BVAR模型的样本外预测能力，考察其在预测变量走势的能力和点预测的预测能力；其次，在子区间样本外预测过程中，本书还考察了滞后阶数不同样本外预测结果稳健性的影响。

图5-1分别给出了在均值协方差SSVS先验下我国国内生产总值、货币供给量、实际有效汇率、实际利率在2011Q1~2011Q4的实际值、预测值和方差带^①，并同时给出BVAR模型在4阶滞后和5阶滞后下对预测结果所产生的影响。

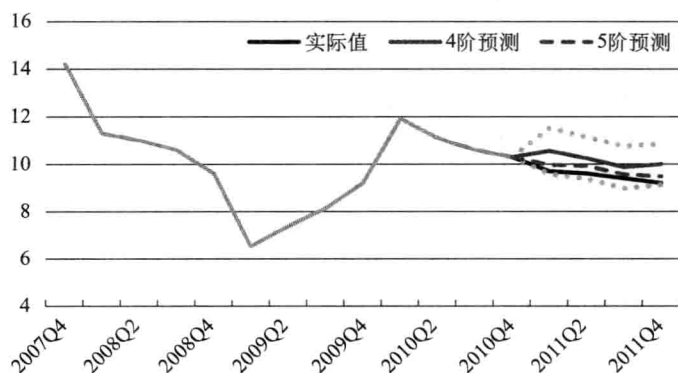


图5-1 国内生产总值预测值和实际值（2011Q1~2011Q4）

从图5-1可以看出：首先，BVAR模型在预测我国国内生产总值走势时是比较有效的，特别是5阶滞后BVAR模型的预测均值与实际值有着更好的拟合；其次，即使在4阶滞后预测结果中，GDP实际值仍然落在预测方差带内。

图5-2给出了BVAR模型对货币供给量的预测值和实际值，从中可以看出在样本外预测两期时，预测均值都较好的拟合了货币供给量的实际值，特别是5阶滞后的BVAR模型拟合效果更好。在3~4个季度的样本外预测中，BVAR模型的预测能力还有待于提高，虽然实际值仍然落在预测方差带

^① 本书在预测过程中，使用了GDP、m2、实际利率的去趋势值，在样本外预测时，为了分析的直观和方便，我们将至转换为国内生产总值的累积同比增速、货币供给量季度同比增速和季度实际利率。图5-1中的方差带是根据4阶滞后BVAR模型预测值做出的。



区间内。

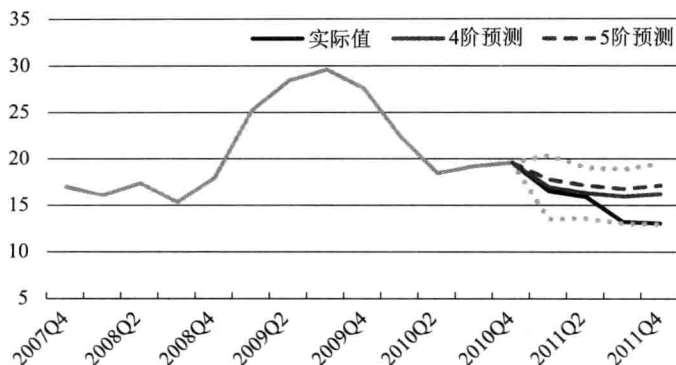


图 5-2 货币供给量实际值和预测值 (2011Q1 ~ 2011Q4)

图 5-3 给出了实际有效汇率预测情况，可以看到 BVAR 预测对实际有效汇率的预测效果偏差还比较大，特别是在样本外预测 2 期时，实际值落在预测值误差带之外；但是样本外预测 1 期与实际值拟合还比较好，同时在预测总体走势即实际有效汇率的上行趋势时也比较一致。实际有效汇率的预测偏差可能主要是由于汇率作为一个宏观变量，不仅受到国内经济和政策因素的影响，还受到外部因素的影响，在不包含外部变量的小型宏观经济模型中，这样的预测偏误就将是十分正常的。

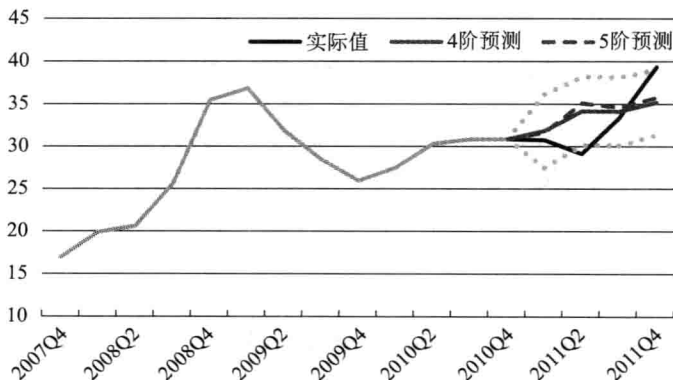


图 5-3 实际有效汇率预测值与实际值 (2011Q1 ~ 2011Q4)

图 5-4 给出了实际利率的预测值和实际值结果。结果显示，实际利率无论是在 4 阶滞后模型还是 5 阶滞后模型中，都对样本外 1 期预测有着较好的拟合能力，如图所示，在 2011Q1 的预测中均有较好的拟合表现，5 阶滞



后似乎有着更好拟合效果。但是对样本外 2 阶、3 阶的预测有着较大的拟合偏误，虽然预测值仍显示了实际利率在 2011 年上行的趋势，这样的预测偏误可能来源于小型 VAR 模型预测的不稳定性。但是总体上可以看出，实际值均处于预测值的方差带之内。

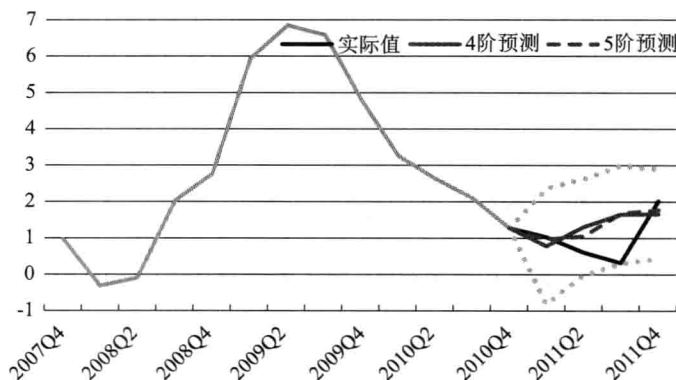


图 5-4 实际利率预测值和实际值 (2011Q1 ~ 2011Q4)

第四节 经济如何软着陆

根据前文的稳健性分析，可以得到：（1）基于 SSVS - VAR（均值 wishart 随机参数搜寻先验）VAR 模型和基于 SSVS（均值协方差随机参数搜寻先验）- BVAR（贝叶斯向量自回归）模型有着更好的样本外预测拟合能力，通过比较对数似然值和各变量预测方差误，后者有着更强的样本外预测能力；（2）在比较了 4 阶滞后模型和 5 阶滞后模型的样本外预测拟合能力滞后，5 阶滞后模型在样本外 1 期预测方面有着好的表现；结合 VAR 模型滞后信息准则，本书选择 5 阶滞后模型作为样本外预测模型；（3）在预测方法选择上，本书采用 1 步递归预测方法（iterated forecasts）。

一、样本外预测分析 (2012Q1 ~ 2013Q1)

图 5-5 至图 5-8 给出了我国国内生产总值、货币供给量、实际有效汇率和实际利率在 2012Q1 ~ 2013Q1 的样本外预测值。

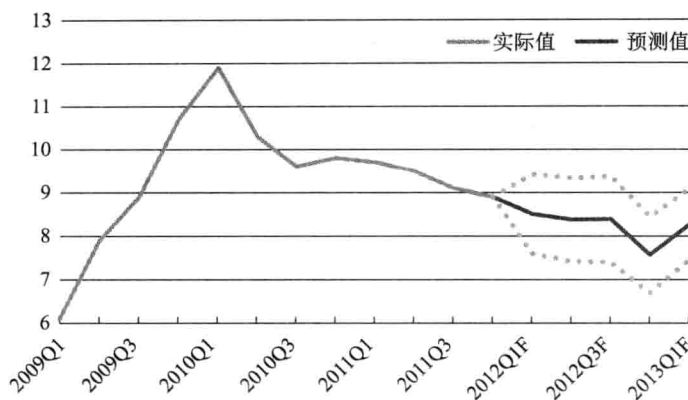


图 5-5 我国 GDP 季度同比增长预测 (2012Q1 ~ 2013Q1)

图 5-5 给出了我国 GDP 季度同比增长的预测值走势情况^①。预测分析表明：(1) 2012 年我国 GDP 累计同比增速预测均值在 8.1% 左右，其中预测误差区间为 (7.2%，8.9%)；(2) 我国 GDP 季度同比增速在 2012 全年将呈现稳步下行的态势，这种稳步下行态势持续到 2012 年第 4 季度，直到 2013 年第 1 季度经济增长方会走出下行周期，2012 年第 1 季度 GDP 季度同比增长率预测均值为 8.5%，预测误差区间为 (7.6%，9.4%)；(3) 本轮经济周期的下行周期底部区域还比较低，可能并不如市场所预期那样经济增长可能在 2012 年第 2 季度见底，本书的分析表明经济增长的底部区域可能将出现在 2012 年第 4 季度左右，底部区域的季度同比增长率预测均值为 7.6%，预测误差区间为 (6.7%，8.4%)。

图 5-6 给出我国货币供给量季度同比增速的预测情况。从中我们可以看出：(1) 货币供给量在 2012 年全年维持在一个较为稳定的水平，呈现出缓步增加的态势，但增加的幅度还比较小，这可能意味着尽管 2012 年经济增速继续处于下行周期之中，我国货币政策将不会出现较大幅度的宽松，而将处于一个相对稳定的状况。(2) 样本外预测分析表明，2012 年第 1 季度货币供给量预测均值为 15.1%，预测误差区间为 (12.5%，17.7%)，从 2012 年前两月货币供给同比增速 12.7% 来看，本书的样本外预测均值可能将高于实际值，或者实际值将处于预测区间前端的可能性更大一些，货币供

^① 根据 GDP 累计同比增速与季度同比增速直接的关系，为了分析的方便在对 2012Q1 ~ 2013Q1 的样本外预测时，本书换算为季度同比增速。同时实际有效汇率预测值为原始值减去 100 后的值。



给实际增速的继续下行，对未来经济增长的影响还有待于进一步分析^①。

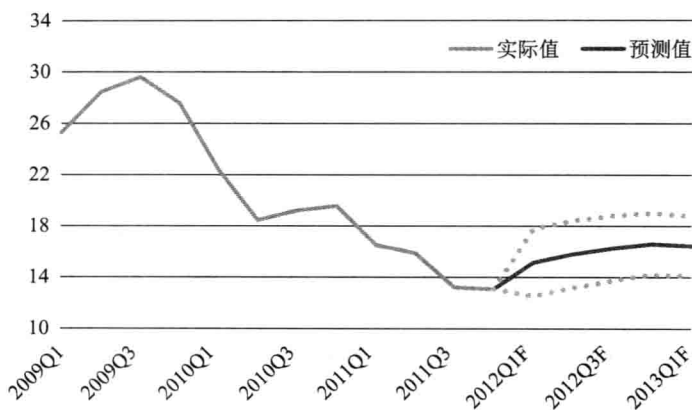


图 5-6 货币供给同比增长预测值（2012Q1~2013Q1）

图 5-7 和图 5-8 分别给出了我国实际有效汇率、实际利率的预测值情况。可以看出：（1）我国实际有效汇率在 2012 年仍有较大的升值压力，但自 2011 年第 2 季度以来实际有效汇率快速升值的趋势将有所放缓，实际有效汇率在 2012 年第 2 季度将会存在一个调整的过程^②。（2）我国实际利率在 2012 年维持在较为稳定的水平，这可能意味着在 2012 年存在较大的通胀压力，从而使实际利率水平不能如 2008 年第 1 季度~2009 年第 1 季度期间那样的快速回升，这可能也是当前我国货币政策迟迟未见较大的方向性调整的主要因素所在。（3）实际利率预测值在 2012 年第 2 季度和第 3 季度期间有一个微弱的下降过程，一方面可能来自于通胀压力的回升，另一方面可能来自于央行降息的影响^③。这种因素目前看来，都有着较大的可能性，但随着通胀预期的逐步下降，本书认为 2012 年通胀压力的存在主要表现为通胀回落的速度和节奏比较缓慢，但通胀反弹的可能性不会很大，因此不能排除第 2 季度或第 3 季度降息的可能性。

① 货币供给量同比增长的继续下行，将对未来经济增长下行的速度和底部区间形成区位有着重要的影响，本书对 GDP 未来走势的情景分析是建立在货币供给将会逐步上升的基础之上。这也是否意味着，我国货币政策从前瞻性的角度看，应当尽快适度调整货币政策方向，后文分析也表明，货币政策在目前可能更加关注通胀压力这一政策目标，从而导致了货币政策方向调整出行滞后。

② 在分析实际有效汇率分析的同时，我们不能忘记本书样本外预测分析所表现出的较大的预测偏误。

③ 当然我们也不能排除模型预测的不稳定性因素。

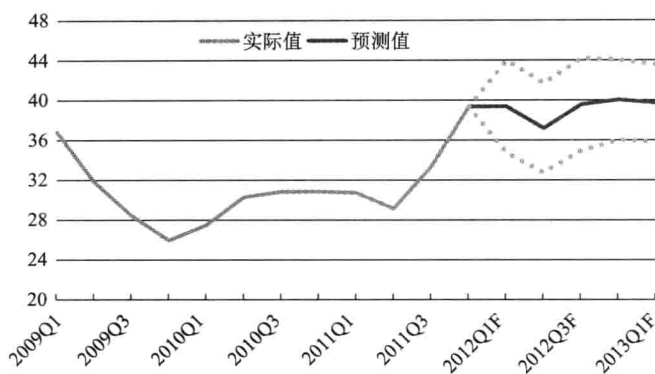


图 5-7 我国实际有效汇率预测（2012Q1~2013Q1）

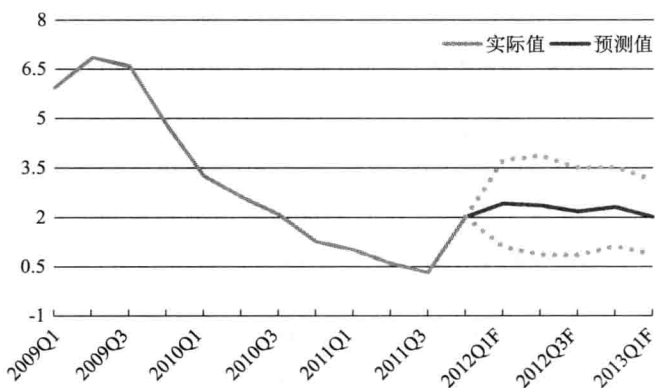


图 5-8 我国实际利率预测（2012Q1~2013Q1）

二、样本外预测相关指标

表 5-4 给出了基于均值协方差 SSVS 先验的 BVAR 模型样本外（2012Q1~2013Q1）的对数似然比和预测平方误。

表 5-4 BVAR 预测（2012Q1~2013Q1）对数似然比和预测平方误

模型预测时期	预测似然值	预测平方误（MSFE）			
		gdp	m2	eer	r
2012Q1	-9.8566	0.2916	0.9927	9.4827	1.4722
2012Q2	-9.5991	0.0536	0.4269	18.7992	0.0010
2012Q3	-8.7055	0.0714	0.2113	0.1181	0.0082
2012Q4	-8.0193	0.0050	0.1148	1.1586	0.0533
2013Q1	-7.8587	0.1781	0.0271	0.2385	0.0450

资料来源：根据 BVAR 模型 1 步递归预测整理，国信证券博士后工作站。

三、经济“软着陆”对股市的可能影响

本书选取 1996Q1 ~ 2011Q4 的 GDP 季度数据、货币供给量 M2 同比增速数据和上证 A 股总股本加权平均收盘价分析我国经济增长与股市周期的关系（数据来源：Wind 数据库），研究发现（见图 5-9、图 5-10）自 2006 年以来我国股市作为宏观经济晴雨表的功能越来越充分的显现，并且股市周期性拐点领先经济周期一般 1 个季度左右^①；货币供给量与股价走势有着较强的同步性。

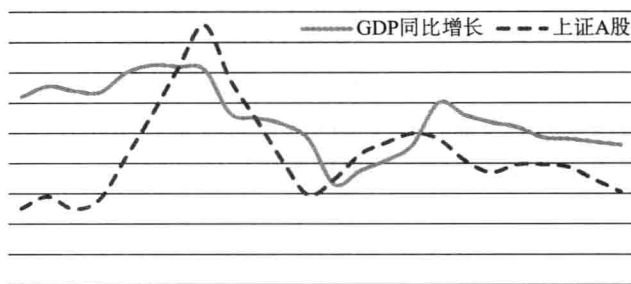


图 5-9 2006 年以来我国股市拐点领先经济周期拐点 0 ~ 1 个季度

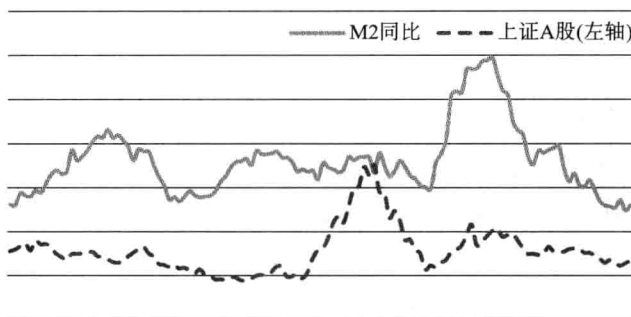


图 5-10 2008 年以来 M2 同比拐点与股市走势具有越来越高的一致性

根据前文的分析随着我国“软着陆”过程直到 2012 年第 4 季度开始出现拐点，结合我国股市拐点一般领先经济周期拐点 1 个季度左右，可以得到：（1）我国股市股市可能在 2012 年第 3 季度前后有一次新的底部形成过

^① 由于决定股市走势的因素相当复杂，本书仅从宏观视角相对简单地对经济增长与股市拐点进行了考察；并且在本书的分析中，经济增长作为股市的基本面因素对股市的长期走势（季度层面）产生影响，货币政策作为股市的政策面因素对股市的短期波动产生影响，因此经济增长预测指标主要分析股市的未来趋势，货币政策变量指标主要用来分析股市的未来波动。



程，情景分析现实 2012 年第 4 季度同比 7.6% 的增速是自 2000 年以来（除 2009 年第 1、第 2 季度）的较低同比增幅，若这一情景发生可能意味着底部的形成可能还比较深；（2）2012 年第 2 季度股市可能仍以震荡为主，情景分析表明 2012 年前两个季度 GDP 同比增速的下降仍将是符合市场预期的，同时随着货币政策向小幅宽松的转向，股市可能以震荡走势为主；（3）比较坚实而稳健的上升周期可能要在 2012 年第四季度经济增长走出谷底之后才能确认。

根据前文对货币政策变量 2012 年的演化分析，可以得到：（1）随着货币供给量的稳步回升，将为股市创造相对宽松的流动性环境，但这种流动性的宽松幅度将是比较有限的；（2）情景分析中不能排除第 2 季度或第 3 季度降息的可能性，降息可能对资本市场产生较大影响，特别是债券市场；（3）货币政策宽松或降息的可能，对股市的利好总将是短期和有限的，股市进入稳健的上升周期还有待于经济基本面的改善。

第五节 主要结论与投资建议

一、主要结论

本书通过建立包含国内生产总值、货币供给量、实际有效汇率和实际利率的小型 BVAR 模型，通过比较不同先验设定、不同预测方法、不同滞后阶数对模型样本外预测能力进行了稳健性检验，在此基础上，通过对宏观经济变量进行样本外预测，尝试对我国经济将如何软着陆以及在这一个过程中宏观政策变量将如何演化的问题。

本章主要得到如下几个方面的结论：

1. 由于我国数据样本量还比较少以及宏观数据结构的研究还不够深入，因此先验设定较多的依赖人为因素的先验（比如明尼苏达）和对方程方差协方差有较强约束的先验（比如自然共轭先验）在进行样本外预测时的预测效果还较弱；而对于随机搜选参数选择（SSVS）这样更多依赖数据结构本身的先验信息在我国宏观经济预测中有着更好的预测能力。本书的样本外预测主要选择基于均值协方差 SSVS 先验的、5 阶滞后 BVAR 模型，运用 1 步迭代的样本外预测方法来进行的。

2. 样本外预测分析表明：第一，我国经济软着陆持续时间将比较长，我国 GDP 季度同比增速在 2012 全年将呈现稳步下行的态势，这种稳步下行态势将持续到 2012 年 4 季度，直到 2013 年第 1 季度经济增长方会走出下行周期，2012 年我国 GDP 累计同比增速预测均值在 8.1% 左右，其中预测误差区间为 (7.2%，8.9%)。第二，经济软着陆的底部区域可能将出现在 2012 年第 4 季度左右，2012 年第 1 季度 GDP 季度同比增长率预测均值为 8.5%，预测误差区间为 (7.6%，9.4%)。第三，经济软着陆底部比较低，底部区域季度同比增长率预测均值为 7.6%，预测误差区间为 (6.7%，8.4%)。

3. 样本外预测分析还表明，在我国经济增速继续处于下行周期的情景下，货币政策在演化上，并没有出现较大幅度的调整。第一，货币供给量在 2012 年全年维持在一个较为稳定的水平，呈现出缓步增加的态势，但增加的幅度还比较小，货币政策将不会出现较大幅度的宽松，这可能是由于当前货币政策主要关注其通胀目标。第二，实际有效汇率仍然面临较大的升值压力。第三，2012 年仍然存在较大的通胀压力，实际利率在 2012 年仍然维持在较为稳定的水平，实际利率预测值在 2012 年第 2 季度和第 3 季度期间有一个微弱的下降过程，这一下降不能排除第 2 季度或第 3 季度存在降息的可能性。

二、投资建议

本书分析结果的稳健性受到诸多因素的影响，例如未来欧债危机进一步爆发所可能产生的冲击（其他影响因素详见引言部分），但仍然能够为未来的投资决策提供有价值的参考。本书的分析具有以下策略建议：

1. 本书的情景分析表明，我国经济“软着陆”不仅持续时间比较长，可能持续到 2012 年第 4 季度左右，而且“软着陆”的谷底水平 7.6% 也低于市场预期。鉴于股市自 2006 年以来一般领先经济增长趋势 1 个季度左右，如果本书描述的情景发生，股市可能在 2012 年第 3 季度前后有一次新的底部形成过程，并且底部区间可能还比较深。

2. 股市在第 3 季度以震荡走势为主，一方面经济增长走势在前两个季度虽然下降但可能仍将符合市场预期，这限制了股市的大幅反弹，另一方面货币政策将逐步走向小幅宽松，这将为股市创造良好的流动性环境，这支撑了股市可能不会深幅下跌。

3. 随着通胀的下降本书的情景分析表明，不能排除货币政策当局在 2012 年第 2 季度和第 3 季度期间降息的可能性，这将为债券大类资产配置提供了良好的机会。





第六章

利用状态空间模型捕捉 市场风格转换

第一节 引言

投资者偏好令股票市场形成特定的风格。在某些时候，投资者偏爱价值股，某些时候又会偏爱成长股；某时间段大盘股受到投资者青睐，某些时段小盘股倍受追捧。由于投资者在不同时期的偏好产生变化，股票市场的热点也在逐渐变换，在不同时期形成不同的投资风格。在构造投资组合时，利用市场风格变化，进行轮动投资的效果比一直持有特定种类股票的效果要好。

从学术角度考虑，股票市场在不同的时期具有不同投资风格，即投资者的决策会偏向投资于某类具有共同收益特征或共同价格行为的股票，即某类投资风格很受欢迎，并在某一个时间段内具有持续性和连续性，如价值投资和成长型投资两种风格，又如大盘股和小盘股这两种风格总是轮流受到市场追捧等。由于投资风格的存在，令市场产生一种风格动量的效应，即在过去较短时期内收益率较高的股票，未来的中短期收益也较高；相反，在过去较短时期内收益率较低的股票，在未来的中短期也将会持续其不好的表现。

中国股票市场的投资风格经常出现轮动现象：在 2007 年和 2008 年出现的大盘股与小盘股轮涨的“二八”和“八二”现象。这些现象也促使风格投资在近些年逐渐盛行。投资者行为的改变，必然会引致中国股票市场的宏观特征出现演变，因此根据适应市场假说的框架，通过构造符合中国投资者特征的风格组合，考察风格轮动的演化过程，并从适应市场假说角度对风格轮动效应提供科学解释，具有重要的理论价值和实践意义。

本书利用状态空间模型捕捉不同风格的股票处于高低两种状态的概率，



以及每类状态持续的时间，辅助投资决策能够捕捉到大盘、小盘等风格轮动，为投资策略提高投资收益。

第二节 风格轮动的解释

一、经典文献对风格轮动的解释

20 世纪 80 年代以，学术界和业界发现很多市场“异象”无法用传统的有效市场理论解释。对“金融异象”的阐释推动了现代金融经济学的不断发展。与其他金融市场异象相比（如过度反应、过度联动等），风格投资所依据的金融市场风格轮动异象、规模异象、账面市值比异象等能够更形象地体现出市场整体的动态特征。尤其是风格投资引致的风格轮动的市场动态特征，吸引了经济学家的关注。Talley（2002）实证发现在 1998 年和 1999 年，成长型股票表现卓著，而价值型股票虽然也能获得盈利但其相对表现不佳，之后情况却在 2 个风格之间发生了逆转。可以说，没有一个单独的风格或者混合风格能够在所有的时期中长盛不败。这样的话，如果投资者能够辨别并对风格轮动周期进行适当的择时，就有可能获得超额的收益。Levis（1999）等以及 Lucas（2002）等通过历史数据的实证研究展示了基于风格轮动投资的潜在收益，并发现风格组合的风格与收益之间表现出周期性的波动。

学者们还进一步发现，当市场中有很多信奉积极投资理念的基金经理意识到并不断将风格投资付诸实践时，这种普遍的做法又相应地影响了资产收益的结构与动态特征。Barberis（2003）等认为，市场中拥有相当数量的投资者是交易一篮子股票的，并且根据这些股票过去的表现在不同的风格之间转移资金进行投资，即追逐买入过去表现绩优的风格组合，同时卖出（卖空）过去表现绩差的。从理论的角度，他们还认为组合收益率的过去表现能够有助于解释个别股票预期横截面收益率。在将风格投资与动量策略较好地结合之后，学者们发现金融界逐渐出现以风格动量为主要的积极资产管理方式。Levellen（2002）以 1941～1999 年间 NYSE、AMEX 以及 NASDAQ 所有上市公司为样本，考察了基于行业、规模及账面市值比的风格动量策略，他采用了与 Lo（1990）等反转策略类似的研究设计，实证发现分散化的行业组合、规模组合及账面市值比组合能够获得显著的动量策略收益，并且这 3



类动量相互独立，而个股动量亦不能解释上述风格组合动量。Chen 等（2004）将 S&P500 指数成分股按规模与净市值比率划分为 10 种风格，实证发现各风格组合存在明显的风格轮动现象或交替领先现象，与个股价格动量结果类似，风格动量策略在 3 ~ 12 个月的中期同样获得了显著为正的超额收益，其中组合形成期为 12 个月风格动量策略最为成功，当组合持有期超过 2 年，动量收益逐渐消失。Teo 等（2004）用 CRSP 个股及共同基金数据，实证发现基于复合风格组合的动量策略能够获得超额收益，而且独立于行业动量及个股动量；而有净现金流入的长期（2 年）输家风格组合在未来 2 年发生显著反转，并且这种风格反转效应能够持续到未来 2 年以上。风格投资在中国逐渐兴起，同样吸引了我国学者的兴趣，但对于风格动量效应是否存在，其中较早的研究也存在一些争议。熊胜君等（2006）发现中国市场存在典型的行业效应和投资风格效应；肖峻（2006）、肖峻等（2007）遵循 Chen 等（2004）的方法实证检验了中国股市基于风格投资风格动量，结果表明，以规模、收益资本比率及账面市值比进行风格划分，国内股市存在显著的中期风格动量，与 Barberis 等（2003）风格水平正反馈交易模型预测基本一致；但王志强等（2007）却通过对肖峻等（2006）的检验方法中的风格组合分组周期、股票持有期收益率计算、风格组合收益率计算和样本选择的存活偏差方面做了修改，分析结果认为中国股票市场不存在风格动量效应，并分析可能是由于选择数据样本期间中国股市的“牛短熊长”特征所致。此后，郭文伟（2009）采取支持向量机分别建立规模溢价和价值溢价的预测模型，根据预测结果形成规模风格和价值/成长风格轮换策略，并检验这种积极风格轮换策略在中国股市的有效性。为此，有必要进一步对中国股票市场进行更具体的风格轮动效应检验。

以上在金融业界进行的实践活动，重塑了一个不同于有效市场假说所描述的资产价格动态画面：套利机会并没有随着时间的推移而消失；相反，层出不穷的风格（动量）投资策略不断地“攫取”着市场中的阿尔法收益。这些市场动态特征严重动摇了有效市场假说理论，学术研究试图提供一个合理的解释，但却步履维艰。已有的研究多集中于风格轮动效应的检验，鲜有对其做出令人满意的解释；行为金融理论提供了一些可供参考的解释。根据 Barberis 等（1998）及 Hong 等（1999）的模型，投资者在观察和理解宏观经济数据的方式方面存在着持续的认知偏差，在现实中这可能是由投资者乐观与悲观心态的交替所致。风格动量的收益之所以表现出各种各样的形式，是由于这些投资者会将资产价格的历史表现外推预期为未来的走势，并将其财富在不同的股票风格组合之间转换引起，这样就会导致符合相同投资风格



的股票价格表现出过度联动等市场异象。然而，行为金融理论的解释存在着较大局限性：其以一种“静态”的眼光去看待市场中的那些“有限理性”投资者，对某一种投资风格在短期内能够持续获利却不可能长期地战胜市场提供了合理解释；但是，对于为什么市场中总是存在不同的投资风格并能够获得超额的收益，为何市场会出现风格轮动的动态演化特征，行为金融理论却显得苍白无力。

行为金融理论对于风格轮动的解释局限性在于其仍然遵循经典理论的代表性投资者的研究假设及一般均衡的分析框架。真实的金融市场是一个复杂演化系统，市场中的主体是会随着环境的变化不断地改变其投资者策略，以图获得更好的收益。正如 Holland（1997）所说，“适应性造就了复杂性”，投资者根据市场环境动态选择和优化其投资策略的行为，使市场涌现出丰富的宏观特征。在实践的推动与复杂演化系统理论的启示下，Farmer 等（1999，2002）从进化的视角重新审视了有效市场假说的观点。特别是 Lo（2004）提出了富有前瞻性的适应市场假说的理论框架，认为市场中的投资者都处于不断演化的动态过程，市场的发展并不像有效市场假说那样最终趋向有效，而是由“自然选择”过程不断驱动的，所以市场中的泡沫、崩溃、趋势、反转等金融现象都是“合理的”，并且随时随地存在着。适应市场假说有 6 个要点：（1）市场中的主体是基于自身利益来做决策的；（2）主体会犯错误；（3）主体会不断地学习并去适应；（4）竞争导致了适应与更新；（5）市场的生态或环境是自然选择的结果；（6）进化造就了市场的动态特征。根据适应市场假说，市场的投资者总是在不断根据市场环境，随时选择投资风格，这些风格的转换，又进一步影响到市场的宏观动态，使得市场中出现了风格轮动效应。适应市场假说有可能为风格轮动等市场动态演化特征的解释提供新的理论启迪。

二、美林投资钟模型在操作层面的指导意义

在针对不同市场风格构建具体投资策略及其操作层面，美林的投资钟模型提供了极有益的帮助。美林的投资钟，是将资产轮动及行业策略与宏观经济周期联系起来的一种直观方法。用超过 30 年的数据来检验该理论，实证检验发现，尽管每轮周期都有其独特之处，但仍存在明显的相似之处，可以帮助投资者赚钱（见图 6-1）。

由于宏观经济状况对股市风格有着显著地影响。美林投资钟首先根据经济增长和通胀状况，将经济周期分为四个阶段。在每个阶段，图 6-1 中标识的资产类和行业的表现倾向于超过大市，而位于对立位置的资产类及行业

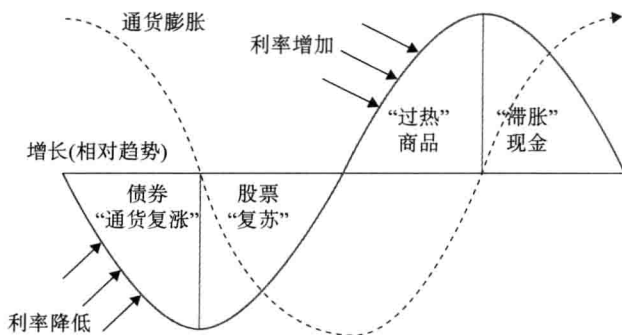


图 6-1 经济周期与宏观变量波动

的收益会低过大市。

图 6-2 给出了投资钟的工作原理。经典的繁荣—萧条周期从图 6-2 的左下角开始，沿顺时针方向循环；债券、股票、大宗商品和现金组合的表现依次超过大市。但往往并没有这么简单。有时候，时钟会逆时针移动或跳过一个阶段。这需要投资者在资产配置研究中对未来全球经济周期将要到达的阶段做出判断。

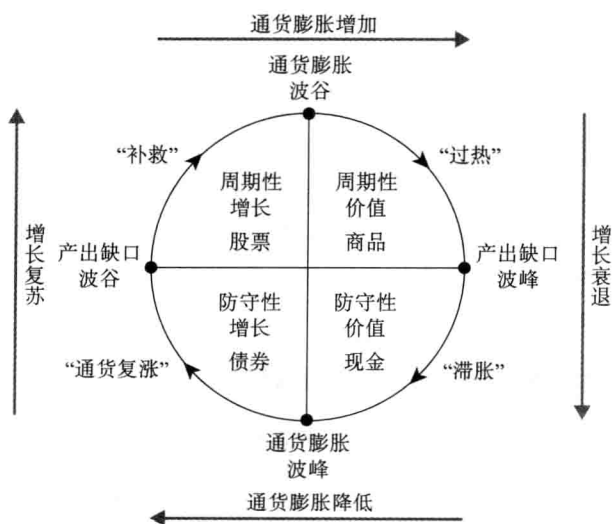


图 6-2 投资钟工作原理

美林投资钟的周期性体现在，当经济增长加快（北），股票和大宗商品表现好。周期性行业，如：高科技股或钢铁股表现超过大市。当经济增长放缓（南），债券、现金及防守性投资组合表现超过大市。在久期方面，当通货膨胀率下降（西），折现率下降，金融资产表现好。投资者购买久期长的





成长型股票。当通货膨胀率上升（东），实体资产如大宗商品和现金表现好。估值波动小而且久期短的价值型股票表现超出大市。

在利率敏感性分析方面，银行和可选消费股是利率敏感型的，在一个周期中最早有反应（“early cycle”）。在中央银行放松银根，增长开始复苏时的衰退和复苏阶段它们的表现最好。

行业风格的轮动与标的资产具有紧密的关联性。一些行业的表现与标的资产的价格走势相关联。保险类股票和投资银行类股票往往对债券或股权价格敏感，在衰退或复苏阶段中表现得好。矿业股对金属价格敏感，在过热阶段中表现得好。石油与天然气股对石油价格敏感，在滞胀阶段中表现超过大市。

行业板块在不同的经济周期阶段会交替表现出超过大市或低于大市，这可以让投资者进行配对交易，每一对中的两个行业都反映了截然相反的宏观判断。这些可以做配对交易的行业总结如下。

1. 可选消费股 V. S. 能源股：当通货膨胀率和利率下降时（西），像零售商这些可选消费股表现优异。当通货膨胀率和油价上涨时（东），石油和天然气股表现优异。

2. 周期性行业股 V. S. 工业股：当中央银行正在努力复苏经济时（西南），金融股表现优异。当中央银行加息时（东北），一般工业股表现优异。

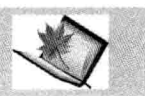
3. 电信 V. S. 公共事业：近年来，电信股更像是周期性成长类股票，在低通胀的复苏阶段（西北）表现优异。公共事业股属于价值防守型，在滞胀阶段（东南）收益高于其他行业板块。

第三节 模型设定

上述分析表明，市场风格的变换得到了理论上的支持，以及美林投资钟模型在具体操作层面上的实证检验。本节则是通过设定状态空间模型，捕捉不同类型的股票风格转换的概率和保持某一风格的状态持续期。

一、状态空间模型设定

假定股票的对数收益率服从一个简单的两状态的马尔科夫转换模型，这一模型在不同状态下对风险具有不同的溢价和 GARCH 效应，因此，设定如下模型考察收益率的动态特征：



$$r_t = \begin{cases} \beta_1 \sqrt{h_t} + \sqrt{h_t} \varepsilon_t, & h_t = \alpha_{10} + \alpha_{11} h_{t-1} + \alpha_{12} a_{t-1}^2, \text{ if } s_t = 1 \\ \beta_2 \sqrt{h_t} + \sqrt{h_t} \varepsilon_t, & h_t = \alpha_{20} + \alpha_{21} h_{t-1} + \alpha_{22} a_{t-1}^2, \text{ if } s_t = 2 \end{cases} \quad (6-1)$$

其中 $a_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t$, $\{\varepsilon_t\}$ 是一个具有均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声序列, 参数 a_{ij} 满足正则性条件, 可以令方差 a_i 存在。由一个状态到另外一个状态的转变概率可以表示为:

$$P(s_t = 2 | s_{t-1} = 1) = e_1, \quad P(s_t = 1 | s_{t-1} = 2) = e_2 \quad (6-2)$$

其中 $0 < e_i < 1$ 。一个较小的 e_i 意味着收益率趋向于以 $1/e_i$ 的持续期间处于状态 i 。为了使得上述的模型 (6-1) 具有可识别的特征, 特此假定 $\beta_2 > \beta_1$ 。这一假定标志着状态 (6-2) 具有较高的风险性。模型的一个特殊情形是对所有的 j , $\alpha_{ij} = \alpha_{2j}$, 即对所有的状态假定一个 GARCH 模型。然而, 如果用 β_i 代替 $\beta_i \sqrt{h_t}$, 则模型简化为简单的马尔科夫转换 GARCH 模型。这一模型可以简化表示为 GARCH-M 模型。模型中的参数为 $\beta = (\beta_1, \beta_2)'$, $\alpha_i = (\alpha_{i0}, \alpha_{i1}, \alpha_{i2})'$ ($i = 1, 2$, 且转移概率为 $e = (e_1, e_2)'$)。状态向量 $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)'$ 包含了扩张参数。如果给定 h_1 , α 和状态向量 S , 则波动率向量 $H = (h_1, \dots, h_n)'$ 可以递推计算。

上述的模型中收益率对波动率的依赖蕴含了收益率也是序列相关的, 这样该模型在收益率方面具有一定的可预测性。然而, 将来收益率的状态是未知的, 而且由模型产生的预测必须是所有状态配置上那些预测的一个混合。这通常导致未来收益预测的点预测具有较高的不确定性。

二、状态空间模型的 MCMC 估计方法

下面考虑估计。模型的似然函数是相当复杂的, 因为它是所有可能的状态的配置的一个混合。然而, 利用 Gibbs 抽样方法仅仅要求如下的条件后验分布:

$$\begin{cases} f(\beta | R, S, \alpha_1, \alpha_2), & f(\alpha_i | R, S, \alpha_{j \neq i}) \\ f(S | R, h_1, \alpha_1, \alpha_2), & f(e_i | S), i = 1, 2 \end{cases} \quad (6-3)$$

这里 R 是观测收益率的集合。为了方便, 我们利用共轭先验分布, 即:

$$\beta_i \sim N(\beta_{i0}, \sigma_{i0}^2), \quad e_i \sim \text{Beta}(\gamma_{i1}, \gamma_{i2})$$

参数 α_{ij} 的先验分布在一个恰当指定的区间上是均匀的。因为 α_{ij} 是似然函数的非线性参数, 我们可以利用格子 Gibbs 抽样来抽取其随即实现。均匀先验分布简化了涉及到的计算。下面给出了条件后验分布的细节。

(1) β_i 的后验分布仅仅依赖于处于状态 i 中数据, 定义

$$r_{it} = \begin{cases} r_t / \sqrt{h_t}, & \text{if } s_t = i \\ 0, & \text{the others} \end{cases} \quad (6-4)$$



则我们有:

$$r_{it} = \beta_i + \varepsilon_t, s_t = i$$

因此, 数据关于 β_i 的信息包含在 r_{it} 的样本均值之中。令 $\hat{r}_i = (\sum_{s_t=i} r_{it})/n_i$, 这里的求和是对于处于状态 i 的所有数据点求和, n_i 是处于状态 i 的数据点的个数, 于是 β_i 的条件后验分布的均值为 β_i^* 、方差为 σ_{i*}^2 , 其中:

$$\frac{1}{\sigma_{i*}^2} = n_i + \frac{1}{\sigma_{i0}^2}, \beta_i^* = \sigma_{i*}^2 (n_i \bar{r}_i + \beta_{i0}/\sigma_{i0}^2), i = 1, 2$$

(2) S 的元素可以逐个抽取。令 S_{-j} 表示将 S 中去掉 s_j 之后得到的向量。给定 S_{-j} 与其他信息, 可以假定 s_j 有两种可能 (即 $s_j = 1$ 或 $s_j = 2$), 且它的后验分布为:

$$P(s_j | \cdot) \propto \sum_{t=j}^n f(a_t | H) P(s_j | S_{-j})$$

概率 $P(s_j = i | S_{-j}) = P(s_j = i | s_{j-1}, s_{j+1}), i = 1, 2$, 可以由马尔科夫转移概率计算。另外, 假定 $s_j = i$, 则对于 $t \geq j$, 可以递推地计算 h_t 。相关的似然函数用 $L(s_j)$ 表示, 它由下式给出, 对 $i = 1, 2$,

$$L(s_j = i) = \sum_{t=j}^n f(a_t | H) \propto \exp(f_{ji}) f_{ji} = \sum_{t=j}^n -\frac{1}{2} [\ln(h_t) + \frac{a_t^2}{h_t}]$$

上式中, 如果 $s_t = 1$, 则 $a_t = r_t - \beta_1 \sqrt{h_t}$; 否则 $a_t = r_t - \beta_2 \sqrt{h_t}$ 。因此, $s_j = 1$ 的条件后验分布为:

$$P(s_j = 1 | \cdot) = \frac{P(s_j = 1 | s_{j-1}, s_{j+1}) L(s_j = 1)}{P(s_j = 1 | s_{j-1}, s_{j+1}) L(s_j = 1) + P(s_j = 2 | s_{j-1}, s_{j+1}) L(s_j = 2)} \quad (6-5)$$

从而状态 s_j 可以利用单位区间 $[0, 1]$ 上的均匀分布很容易抽取。

第四节 数据及实证结果

一、数据分析

本节仅以中小板指数 (SMSBI) 和沪深 300 指数 (CSI 300) 分析 A 股市场大小盘风格转换的特征并对此特征进行详尽的讨论。SMSBI 和 CSI 300

数据均从2006年1月24日至2012年9月10日，共计有1613个样本点。本节所分析数据来源于Wind数据库。

图6-3给出了两个指数的走势图与相应收益率的时间序列图。为了比较的方便，在图6-4中给出了两个指数的累积收益率序列。

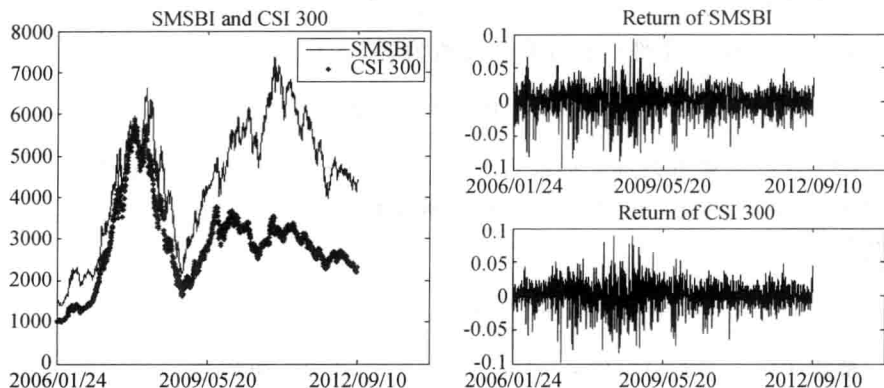


图6-3 SMSBI与CSI300走势图与收益率序列



图6-4 SMSBI与CSI300累积收益率序列

由图6-3可以看出，两个指数在不同时期具有不同的表现，总体而言中小板的表现要强于沪深300板块。CSI 300于2007年10月16日达到最高的5877.2点，之后回调至2008年11月4日的1606.73点，历时近12个月。之后有过一波反弹行情，于2009年8月4日反弹至3803.06点，为最高点的65%。而中小板指数在个别是在2008年1月5日达到6633.12点峰值，此后一路下跌，至2008年10月28日跌至2114.27点，跌幅为70%；之后SMSBI展开反弹行情，于2010年11月11日反弹至7493.29高点，幅度为原有高度的113%。表现远好于CSI 300。

由图 6-4 可以看出，在 2006 年年初至 2007 年年底的牛市行情中，CSI 300 指数的表现要好于 SMSBI。但在 2009 年年底至今的震荡市行情中，SMSBI 的表现要好于 CSI 300。综合而言，在不同时期，大盘股和小盘股的表现具有一定的差异性。如能及时捕捉住这种差异性，选择更具有强势型的股票，定能提高投资组合的收益率。

表 6-1 给出了中小盘指数与沪深 300 指数的几个简单统计量。从收益率均值的角度考虑，在统计期间中小盘实现了日均 0.07% 的收益率，要好于沪深 300 指数 0.05% 的水平。但前者的波动性也要明显的大于后者：中小盘指数收益率的标准差为 0.0210，高于沪深 300 指数收益率 0.0201 的水平。两个收益率序列的偏度值均为负，收益率分布具有尖峰厚尾的特征，表明极端值的发生，使收益率分布偏离正态分布。

表 6-1 SMSBI 与 CSI300 简单统计量

	均值	标准差	最大值	最小值	偏度	峰度
SMSBI	0.0007	0.0210	0.0930	-0.0985	-0.5284	4.9085
CSI 300	0.0005	0.0201	0.0893	-0.0970	-0.4275	5.3196

二、估计结果分析

表 6-2 给出了模型的运算结果。采用日数据进行估计时，状态转换的波动性过大，在操作层面不易把握，而对于风格转换较快的 A 股市场来说，一个月的时间长度足以令市场发生截然相反的变化。有鉴于此，本节汇报的是利用周数据估计模型得到的结果。模型中的大部分参数具有显著性。利用两个指数所估计的 β_2 分别为 0.85 和 0.17，均显著的大于 β_1 的两个估计值 0.10 和 0.06，这表明对于状态 2 而言，风险能够获取更高的回报。在 CSI 300 所做的实证分析中， e_1 的估计值为 0.03，相应的 $1/e_1$ 约为 30，表明处于地状态 1 的持续期约为 30 周，根据所得到的 e_2 的估计值，处于状态 2 的持续周期为 14 周。前者是后者的 2 倍多，体现出明显的“牛短熊长”特征。相应的，对 SMSBI 所做的实证分析表明，处于状态 1 的持续期约为 19 周，而处于状态 2 的持续期约为 23 周，两个状态间持续时间相差不大。表明这一指数上涨和下跌周期的时间跨度较为均匀。





表 6-2

参数估计结果

	CSI 300		SMSBI	
	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差
β_1	0.1021	0.0808	0.0637	0.0904
β_2	0.8537	0.1655	0.1732	0.0930
e_1	0.0337	0.0135	0.0524	0.0202
e_2	0.0726	0.0235	0.0442	0.0205
α_{11}	0.1288	0.0803	3.9486	1.5980
α_{12}	0.8202	0.0576	0.3810	0.2594
α_{13}	0.1523	0.0519	0.0539	0.0562
α_{21}	1.37	0.5447	1.1592	0.4356
α_{22}	0.2618	0.1954	0.3437	0.2030
α_{23}	0.1509	0.1164	0.0741	0.0578

注: 抽样计算 7000 次, 前 5000 次作为 Burn-in 处理, 后 2000 次用来计算后验均值与后验标准差。

图 6-5 给出了 CSI 300 指数的水平序列, 对手收益率 (百分比) 和状态 2 的后验概率时间序列。由图 6-5 可以看出, 后验概率处于 0.4 水平以上时, CSI 指数处于上涨的阶段, 当这一值处于 0.4 以下时, 指数处于下跌的状态。在考察期的大部分时间内, 后验概率处于较低的水平, 表明指数处于“熊市”时间较长。

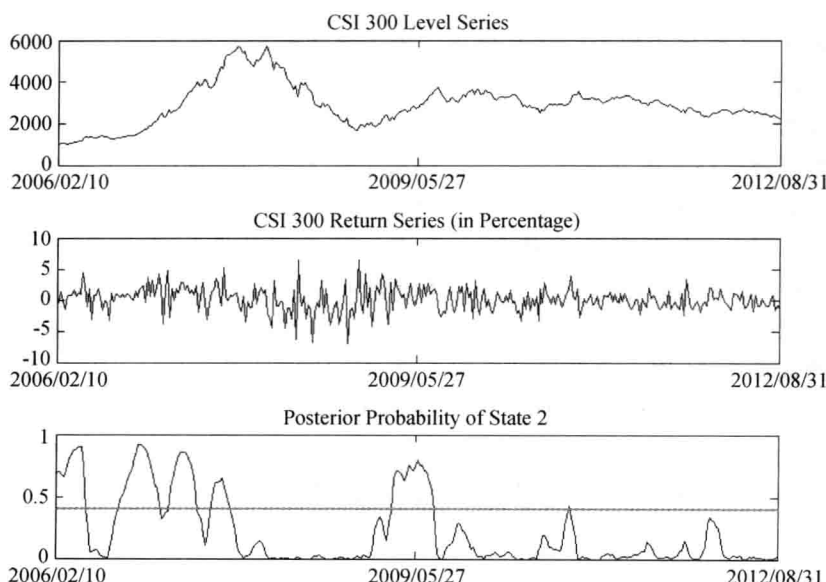


图 6-5 CSI300 状态 2 后验概率时间序列图

图 6-6 给出了 SMSBI 指数的水平序列，对数收益率（百分比）和状态 2 的后验概率时间序列。与 CSI 300 指数的估计结果不同，在考察期的大部分时间内，后验概率处于高状态与低状态的时间周期较为均衡。

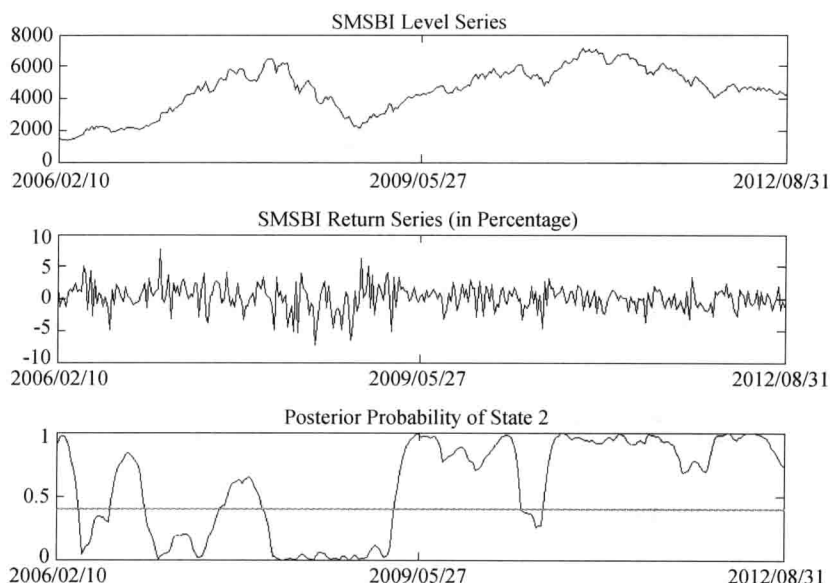


图 6-6 SMSBI 状态 2 后验概率时间序列序列

图 6-7 给出了利用两个指数处于不同状态的时间序列。可以看出，自 2009 年以来，沪深 300 指数绝大部分时间处于低状态，而中小板指数则一直处于高状态。在其他条件相同的环境下，配置较多的中小板股票能够相应的提高投资组合收益水平。

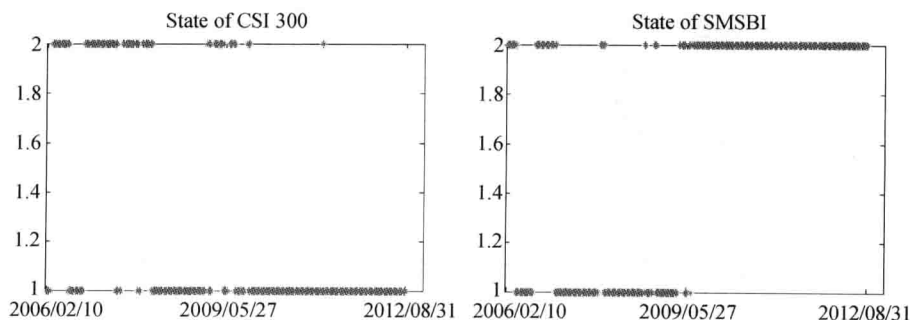


图 6-7 CSI300 和 SMSBI 处于不同状态时间序列

图 6-8 和图 6-9 给出了利用不同指数估计模型时得到的参数后验分布图。模型中所有参数的后验分布具有标准的分布形式，如正态分布，逆卡方

分布、贝塔分布等，较易实施 Gibbs 抽样方法。本书的模型虽不涉及过于复杂的目标参数形式，如果存在，可以采用 Metropolis - Hasting 抽样算法或诸如切片抽样、AMRS 抽样等予以解决。

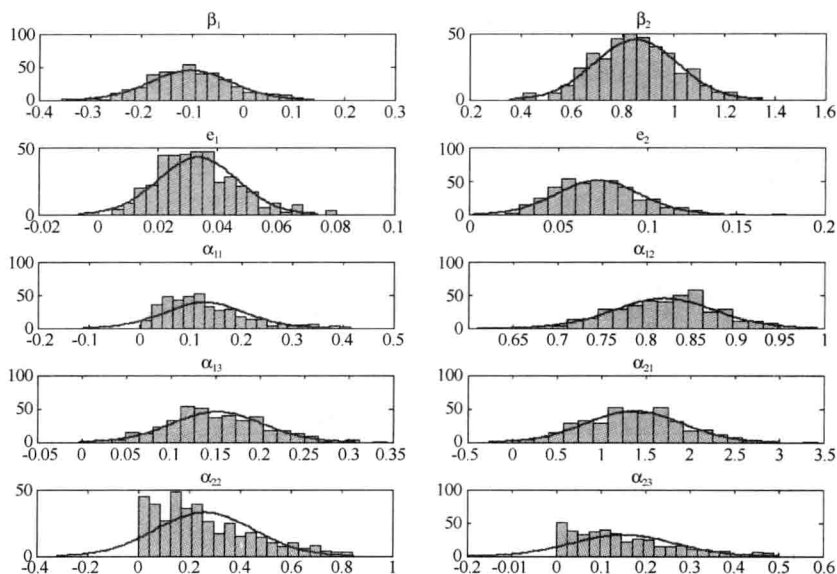


图 6-8 参数后验分布 (CSI300)

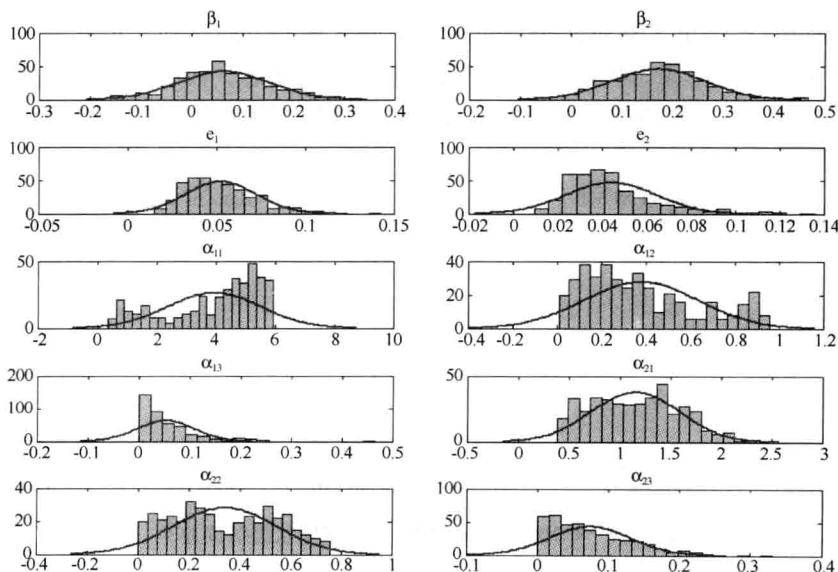


图 6-9 参数后验分布 (SMSBI)



第五节 结论与投资建议

一、简要结论

对于策略研究，最为重要的问题是判断市场风格，风格转换通过影响投资组合的标的进而影响投资组合的收益水平。经济景气周期是影响股指风格转换的重要因素，但这一概念的提法较为笼统。统计局公布的 GDP 和工业增加值同比增速能够对经济景气进行一定程度的刻画，但由于经济周期轮转换迅速，宏观数据频率较低，常以月、季度来计，同比数据不能及时反应经济景气的变化，而股市变化更为迅速，常以周、天来计，二者之间存在着不可调和的矛盾。及时把握经济景气变动，为策略观点提供坚实有力的支撑，是投资策略研究的重点。把握周期因素，需要了解季节因素的分布，分析和识别中观行业的季节因子，剔除季节性扰动，把握行业周期性和趋势性变动方向。

为解决上述问题，本书采用状态空间模型捕捉不同类型的市场指数处于高低不同状态的平均持续期间，以及不同状态间进行转换的概率大小。对于模型采用 MCMC 方法予以估计，同时识别模型中的参数以及潜变量，给出参数的后验均值和后验标准差。

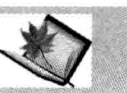
利用 CSI 300 和 SMSBI 两个指数所做的分析表明，以沪深 300 指数为代表的大盘股更多的体现我国 A 股市场“牛短熊长”的特征，下降周期约是上涨周期的两倍。中小板指数的股票处于上涨周期与下降周期的时间跨度相差并不大。

二、投资建议

在构造投资组合时，个股的选择以及介入时机是两个极为重要的问题。个股的选择与盘面风格变化有重要的关联性，机制转换模型能够捕捉到不同类型的股票处于不同状态的特征，特别是不同状态持续的期间，能为判断何时看空某一类股票提供决策上的帮助。但是这一模型并不适合于择时，需要参考其他指标进行综合判断。

在未来的研究中，本书中所涉及的方法可以进行推广应用。运用状态空

间模型不仅可以分析大盘指数，也适合于分析具体的行业指数，找出不同行业风格转换的特征，如处于高低两个状态的概率以及每一状态可能的持续时间等。这种更为细致的讨论，结合美林投资钟模型判定宏观经济形势与行业发展趋势，对投资组合标的的选择无疑具有重要的积极意义，能显著提高投资策略选股的命中率和策略整体的收益水平。





第七章

基于时变 Lévy 过程分析 我国股市收益率波动

第一节 引言

暴涨暴跌行为在全球股票市场中均有发生，如1987年10月19日的美国股市的黑色星期一，美国道琼斯工业指数下挫508点，跌幅达23%。我国A股市场自诞生以来，暴涨暴跌行为便如影随形，致使市场波动幅度巨大。当欧美等成熟股票市场出现2%~3%的涨跌幅时，媒体、公众便惊呼不已，而在我国A股市场上，4%以上的涨跌幅也是常见的事情。1992年5月21日上海证券交易所取消限幅交易制度实行自由竞价，当日上证A股指数涨幅高达105.27%。对A股市场而言，暴涨暴跌与市场缺乏具有长期投资价值的股票以及投资者结构有关。即便是在当前，A股深受宏观经济政策影响，加之做空机制不健全，只有为数不多做空标的，当市场出现突发利好或利空消息时，容易引发投资者的羊群效应，造成市场暴涨暴跌。

在金融学或计量经济学研究领域，一般将暴涨暴跌称之为跳跃。跳跃的发生对资产定价、投资组合、风险管理具有重要的影响。如在利用期货工具对冲现货市场的风险时，需要确定持有现金头寸的大小，在不考虑市场发生跳跃的风险时，持有现金头寸过低，极有可能引发强制平仓的后果，不仅无法达到规避风险的目的，也会令投资者损失惨重。在进行资产定价时，包括跳跃性波动在内的资产波动率是一个极为关键的变量，仅考虑连续性波动而忽略跳跃性波动，必然导致定价的偏差。因此，构造更为符合实际的波动模型，合理准确的度量跳跃幅度、发生时点的规律，对金融理论与金融实务操作，均具有重要意义。

金融资产价格，或说其收益率的波动，具有时变性和聚集性等特征。在刻画波动率的时变性与聚集特征时，较为常用的两类模型是基于离散时间的广义自回归条件异方差模型（GARCH model）和随机波动率模型（SV, stochastic volatility model）。GARCH 和 SV 模型均是通过对条件方差的自回归结构进行建模，从而较好地拟合了波动率随时间变化和平滑持续性（smooth - persistent changes）的特征。但两类模型本身设定并不是为了解决收益率波动的突发性跳跃行为，因此不能揭示股票价格波动过程中存在的暴涨暴跌风险（Chan, Maheu, 2002）。

大幅跳跃最为引人注目，也首先进入到金融研究者的考查范围。由于大幅跳跃的发生属于稀有事件，适合用泊松过程予以刻画。Press（1967）首次将泊松跳跃引入金融研究领域，并提出了经典的复合事件模型（Compound events model）；同样是利用泊松过程，Merton（1976）考察了跳跃行为对衍生品定价的影响；Duffie 等人（2001）关注跳跃行为对风险度量与管理产生的影响；Jarrow 和 Rosenfeld（1984）则研究了股票市场存在跳跃行为时如何进行资产配置的问题。

除大幅跳跃外，股市中还存在着数量庞大的小幅跳跃。小幅跳跃的发生机制与大幅跳跃不同。后者多与宏观经济后市场本身的突发性事件相关联，而前者更多与投资者行为特征有关。以我国股票市场为例，一方面，监管比较严格，降低了股市发生大幅跳跃以至于股市崩盘的概率；另一方面，旨在维护我国经济健康平稳发展的宏观经济政策不断推出，使投资者对政策变动形成了一定的预期。投资者会对影响股市的利好或利空消息提前行动，以至于当宏观政策真正颁布时股市的反应并不剧烈，只会产生小幅度的跳跃。因此，我国股票市场的大幅度跳跃数目可能很少，但小幅跳跃却数目众多。在相对成熟的股票市场，由于投资者情绪波动、羊群效应等因素的影响，也会出现大量的小幅度跳跃。

泊松过程只能捕捉大幅跳跃，能对小幅跳跃进行描述合适工具是 Lévy 过程。近几年，由于 Lévy 过程在刻画股价波动时表现优异，在学术研究与实证分析中得到越来越广泛的应用。Li（2009）的实证分析发现，小幅跳跃的幅度介于布朗运动与大幅跳跃之间；Huang 和 Wu（2004）的研究表明，市场中高频率的微小跳跃，无法利用跳跃扩散过程的泊松类跳跃进行刻画。Li 等人（2008）通过模拟发现，无法通过加大跳跃扩散模型中跳跃的强度来替代更为一般的 Lévy 过程；Carr 和 Wu（2004）、Li 等（2006）的研究发现，Lévy 过程中的 VG 过程和对数 Stable 过程均能理想的刻画股价的总体波动；Carr 等人（2002）利用 CGMY 过程这一特殊的 Lévy 过程进行期权定价也取





得了非常好的效果。

国内学者研究跳跃行为时多采用非参数方法,这一方法是在二次幂变差的分析框架下利用高频数据识别跳跃成分。黄后川和陈浪南(2003)研究了我国股市波动率的不对称性和长期记忆;李胜歌和张世英(2007)讨论了估计波动率时的有效性问题;王春峰等(2008)研究了上证综指已实现波动中的跳跃行为。非参数方法简单易行,但存在着一定的缺陷,如用于检验跳跃存在性的统计量没有考虑杠杆效应、反馈效应等金融现象;识别跳跃的准确性易于受到微噪音的影响(Hansen, 2006);此外,很多时间序列并不存在高频数据,限制了其应用范围。目前,国内利用参数方法研究跳跃行为时主要依赖于泊松过程,如陈浪南和孙坚强(2010)、刘庆富等(2011);也有学者考虑利用 Lévy 过程研究股票价格的波动,如刘志东和陈晓静(2010),但没有考虑波动聚集、杠杆效应等问题。

本书在连续时间金融的框架下,用具有无限活动、无限变差的时变 Lévy 过程构建了一个全新的 SVNIG 模型,这一模型可以同时刻画股价波动过程中的连续波动、大幅跳跃和小幅跳跃,同时考虑了杠杆效应。采用基于马尔科夫链的蒙特卡洛模拟技术(MCMC)识别参数与潜变量,特别是对于目标函数较为复杂的参数和潜变量应用切片抽样技术予以解决。利用多个市场指数所做的实证分析表明,本书所提出的这一模型较有限变差的时变 Lévy 过程能力更强。

本书后续内容安排如下:第二节讨论时变 Lévy 过程及其应用,第三节讨论在连续时间金融框架下进行模型设定,以及模型的离散化处理;第四节讨论利用 MCMC 估计方法识别所构建的模型;第五节利用上证 A 股综指、恒生指数和标准普尔 500 指数进行实证分析;最后进行简要的结论。

第二节 利用时变 Lévy 过程捕捉各类波动

一、基于 Lévy 过程的跳跃

在给定的概率空间 $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ 中存在一个完备的滤波 $(\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}$, Lévy 过程 X_t 是定义在空间中一个左极限右连续的随机过程,具有独立、稳定的增量,且在 $t=0$ 时满足 $X_0=0$ 。大多数 Lévy 过程没有显示的概率密度函数,但具

有与之一一对应的特征函数 $\phi_{X_t}(u)$ 。Lévy 过程的性质能够通过其特征函数得到完美的描述。基于 Lévy - Kintchine 定理，可以得到如下的特征函数的表达式：

$$\phi_{X_t}(u) = E[e^{iuX_t}] = e^{t\psi_x(u)}, t \geq 0$$

$\psi_x(u)$ 是特征指数，其表达式是：

$$\psi_x(u) \equiv i\mu u - \frac{1}{2}\sigma^2 u^2 + \int_{R_0} (e^{iux} - 1 - iux1_{|x| < 1}) \pi(dx)$$

其中 $(\mu, \sigma, \pi(dx))$ 被称为是 Lévy 三因子，具有 $u \in R, \mu \in R, \sigma \in R_+$ 等条件。特征三因子与 Lévy 过程也是具有一一对应的关系。 $\pi(dx)$ 是定义在 $R_0 = R \setminus \{0\}$ 上的 Lévy 测度，用来描述 Lévy 过程中纯跳跃成分的特征：任何跳跃成分的特征均可以通过相应的 Lévy 测度来描述，通过 Lévy 测度可以控制单位时间内发生跳跃的强度以及跳跃的幅度。Sato (1999)，Cont、Tankov (2004) 对 Lévy - Kintchine 定理有详细的证明。

某一 Lévy 过程的 Lévy 测度如果满足下式，

$$\int_{R_0} \pi(dx) = \infty$$

则表明 Lévy 过程能在单位时间内产生无数的跳跃，满足这一性质的 Lévy 过程被称之为具有无限活动的 Lévy 过程；反之，如果有

$$\int_{R_0} \pi(dx) < \infty$$

则称其为有限活动的 Lévy 过程，它只能在单位时间内产生有限的跳跃。

同样是具有无限活动的 Lévy 过程，如果满足

$$\int_{R_0} (|x| \wedge 1) \pi(x) dx = \infty$$

则称其具有无限变差^①；如果存在

$$\int_{R_0} (|x| \wedge 1) \pi(x) dx < \infty$$

则称其具有有限变差。其中 $(|x| \wedge 1)$ 为截断函数 (Truncated function)，表示取 1 和 $|x|$ 中的较小值。VG 过程和 NIG 过程同属于具有无限活动的 Lévy 过程，二者均能在单位时间内产生无数的跳跃，但前者具有有限变差，后者

① 变差用于描述函数路径的特征。函数 $f: [a, b] \rightarrow R^d$ 的变差定义为： $TV(f) = \sup \sum_{i=1}^n |f(t_i) - f(t_{i-1})|$ ，其中的上确界取值于对区间 $[a, b]$ 的划分 $a = t_0 < t_1 < \dots < t_{n-1} < t_n = b$ 。



有无限变差。由于股票价格的波动过程中存在很多幅度微小的跳跃,因此适合用无限活动的 Lévy 过程来描述。拥有无限变差则意味着股票价格有趋于无穷的可能性。

Madan 和 Maline (1991) 考虑用具有时变特征的布朗运动来构造 VG 过程和 NIG 过程。假定 $B(t; \theta, \sigma_J)$ 是一个带有漂移项的布朗运动, 漂移参数为 γ , 扩散项的标准差为 σ_J , 具体形式为:

$$B(t; \gamma, \sigma_J) = \gamma t + \sigma_J \sqrt{t} W_t$$

其中的 W_t 是一个具有标准正态分布的随机变量。假定时间 t 的函数 $G(t; 1, \nu)$ 具有 Γ 分布的形式, 即具有如下的概率密度函:

$$f_G(x) = x^{\frac{1}{\nu}-1} \frac{1}{\left(\frac{t}{\nu}\right)^{\nu} \Gamma\left(\frac{t}{\nu}\right)} e^{-\frac{x}{\nu}}, x > 0$$

其中的 $\Gamma(x)$ 是伽马函数, 则 $X(t; \gamma, \sigma_J, \nu)$ 就是 VG 过程^①, 可以表示为:

$$\begin{aligned} X(t; \sigma, \nu, \theta) &= B(G(t; 1, \nu); \theta, \sigma_J) \\ &= \gamma G(t; 1, \nu) + \sigma_J \sqrt{G(t; 1, \nu)} W_t \end{aligned}$$

其中的 W_t 是一个服从标准正态分布的随机变量; G 服从均值为 μ 和方差 ν 的 Γ 分布。为方便起见, 具体设定 $\mu = 1$, 即具有单位的均值。通过如上方式构造的 VG 过程由参数 θ 控制偏度, ν 控制峰度。

如果上述时间 t 的函数 $G(t; 1, \nu)$ 具有 IG (InverseGaussian) 分布的形式^②, 即有

$$f_{IG}(x) = \frac{t}{\sqrt{2\pi\nu}} x^{\frac{3}{2}} e^{-\frac{(x-t)^2}{2\nu x}}, x > 0$$

① Γ 分布经常表示为: $f(x; a, b) = \frac{1}{b^a \Gamma(a)} x^{a-1} e^{-\frac{x}{b}}, x > 0$; 其均值为 ab , 方差为 ab^2 。本书的

设定形式下有: $a = \frac{t}{\nu}, b = \nu$; 在后文对连续时间模型进行离散化时, 将时间 t 换为时间间隔 Δt , 均值 $ab = \Delta t$, 方差 $ab^2 = \nu \cdot \Delta t$ 。此时 VG 类跳跃成分 J_t 的均值为 $\gamma \Delta t$, 方差为 $(\gamma^2 \nu + \sigma_J^2) \Delta t$ 。

② IG 分布经常表示为: $f(x; a, b) = \frac{b^{1/2}}{\sqrt{2\pi}} x^{-\frac{3}{2}} \exp\left(-\frac{b(x-a)^2}{2xa^2}\right), x > 0$, 其均值为 a , 方差为 $\frac{a^3}{b}$ 。

在本书的设定形式下有: $a = t, b = \frac{t^2}{\nu}$ 。将时间 t 换为时间间隔 Δt 时, 均值 $a = \Delta t$, 方差 $\frac{a^3}{b} = \nu \cdot \Delta t$ 。此时 NIG 类跳跃成分 J_t 的均值为 $\gamma \Delta t$, 方差为 $(\gamma^2 \nu + \sigma_J^2) \Delta t$, 即同 VG 跳跃的均值和方差具有相同的形式, 因此便于比较两类不同跳跃成分的特征。

则 Lévy 过程 $X(t; \gamma, \sigma_J, \nu)$ 就是 NIG 过程。NIG 过程具有无限的变差, 而 VG 则具有有限的变差, 但二者均属于无限活动的 Lévy 过程。VG 与 NIG 过程的特征指数分别是:

$$\begin{cases} \psi_{VG}(u) = -\frac{1}{k} \log(1 + \frac{u^2 \sigma^2 k}{2} - i\theta k u) \\ \psi_{NIG}(u) = \frac{1}{k} - \frac{1}{k} \sqrt{1 + u^2 \sigma^2 k - 2i\theta k u} \end{cases}$$

由此可知, VG 过程和 NIG 过程都是纯粹的跳跃过程, 不含有连续波动的成分。

二、利用时变 Lévy 过程建模

在上述的 Lévy 过程中, 用于描述连续性波动成分的 Lévy 三因子之一 σ 是一个常数, 不符合股票价格的波动具有时变性的特征, 这一问题可以通过构造停时的方法予以解决。考虑在完备的概率空间 $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}, P)$ 上定义一个具有左极限右连续特征且总取正值的随机过程 V_t , 利用它建立的停时 T_t 为:

$$T_t = \int_0^t V_s ds, \quad t \leq T$$

T_t 是有界的, 也可以称其为是从属过程 (Subordinator), 其中的 V_t 一般用来代表瞬时方差率。 T_t 可以看作是同自然时间 t 相对应的商业时间: 如果在时间 t 有较多的信息流入市场, 则波动的幅度会较大, 相应的 T_t 的取值也会较大; 反之如果市场的波动较为平稳, 则 T_t 的取值也比较小。实证分析中, 经常假定 V_t 符合 CIR 过程 (Cox 等, 1985), 它具有取正值、均值回复等特征, 适合对波动率进行建模 (Carr, Wu, 2004)。CIR 过程的表达式为:

$$dV_t = \kappa(\theta - V_t)dt + \sigma_v \sqrt{V_t} dW_t$$

其中 W_t 是一个标准的布朗运动。

假定 X_t 是一个 Lévy 过程, 通过停时 T_t 构造的时变 Lévy 过程可以表示为:

$$X_t = X_{T_t} = X(T_t)$$

Carr 和 Wu (2003, 2004) 运用时变 Lévy 过程, 将股票收益率中的扩散项由时变布朗运动来刻画, 从而连续性波动具有了聚集效应。Carr 和 Wu (2008) 利用时变 Lévy 过程分析了收益率与波动率之间经由各种途径的相互影响。



第三节

参数模型设定

为能够同时刻画股票价格波动过程中的连续性成分和跳跃成分,在本节利用 CIR 过程描述波动中的连续性成分,用具有不同的无限活动 Lévy 过程刻画跳跃成分。

一、连续时间模型

假定 $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}, P)$ 是一个完备的随机空间,股票收益率的波动过程由漂移项、扩散项和跳跃成分来刻画,其中的跳跃成分由一般性的 Lévy 过程来描述,它可以具有有限变差,也可以具有无限变差。据此,建立如下的两个模型:SVVG 模型和 SVNIG 模型。前者的跳跃成分由 VG 过程刻画,后者由 NIG 过程刻画。

模型 1: SVMJ

收益率中的跳跃成分利用 Merton 类跳跃成分进行刻画,可以在连续时间框架下,建立如下的 SVMJ 模型:

$$\begin{cases} S_t = S_0 \exp \{ \mu t + \sqrt{V_t} W_t^{(1)} + J_t^c \} \\ dV_t = \kappa (\theta - V_t) dt + \sigma_v \sqrt{V_t} dW_t^{(2)} \\ J_t^c = \sum_{i=1}^T N_i \cdot \xi_i \\ \xi_i \sim N(\mu_J, \sigma_J^2), N_i \sim \text{Bernoulli}(\lambda) \\ [dW_t^{(1)} \cdot dW_t^{(2)}] = \rho dt \end{cases} \quad (7-1)$$

在上述模型中, μ 是漂移项; $W_t^{(1)}$ 和 $W_t^{(2)}$ 都是标准的布朗运动,二者之间具有一定的相关性,即模型本身存在杠杆效应; V_t 是瞬时方差率,用于刻画股票价格波动过程中的连续性成分,具有持续性;参数 θ 是 V_t 的长期均值;参数 κ 用于度量 V_t 收敛的速度,取值较大则表明 V_t 能够以较快的速度收敛于长期均值 θ , 否则反之;参数 σ_v 用于度量 V_t 的波动性,即波动率的波动率;变量 J_t^c 是在连续时间下股票价格波动过程中的跳跃成分的累积值,由度量跳跃发生与否的参数 N_i 在这一模型中服从的是 VG 过程; ξ_i 服从标准的正态分布,即有 $\xi_i \sim N(0, 1)$, 它与 $W_t^{(1)}$ 、 $W_t^{(2)}$ 均不具有相关性。模型的参数集合为 $\Theta = \{ \mu, \kappa, \theta, \rho, \sigma_v, \gamma, \sigma_J, v \}$, 潜变量有三个,即

$$\{V_t\}_{t=1}^T, \{J_t^c\}_{t=1}^T, \{G_t^c\}_{t=1}^T。$$

模型 2: SVVG

$$\begin{cases} S_t = S_0 \exp\{\mu t + \sqrt{V_t} W_t^{(1)} + J_t^c\} \\ dV_t = \kappa(\theta - V_t) dt + \sigma_v \sqrt{V_t} dW_t^{(2)} \\ J_t^c = \gamma G_t^c + \sigma_J \sqrt{G_t^c} \varepsilon_t \\ G_t^c \sim \Gamma\left(\frac{t}{\nu}, \nu\right) \\ [dW_t^{(1)} \cdot dW_t^{(2)}] = \rho dt \end{cases} \quad (7-2)$$

其中的 μ 是漂移项; $W_t^{(1)}$ 和 $W_t^{(2)}$ 都是标准的布朗运动, 二者之间具有相关性, 即模型本身存在杠杆效应; V_t 是瞬时方差率, 用于刻画股票价格波动过程中的连续性成分, 具有持续性; 参数 θ 是 V_t 的长期均值; 参数 κ 用于度量 V_t 收敛的速度, 取值较大则表明 V_t 能够以较快的速度收敛于长期均值 θ ; 参数 σ_v 用于度量 V_t 的波动性, 即波动率的波动率; 变量 J_t^c 是在连续时间下股票价格波动过程中的跳跃成分的累积值, 在这一模型中服从的是 VG 过程; ε_t 服从标准的正态分布, 即有 $\varepsilon_t \sim N(0, 1)$, 它与 $W_t^{(1)}$ 、 $W_t^{(2)}$ 均不具有相关性。模型的参数集合为 $\Theta = \{\mu, \kappa, \theta, \rho, \sigma_v, \gamma, \sigma_J, \nu\}$, 潜变量有三个, 即 $\{V_t\}_{t=1}^T$ 、 $\{J_t^c\}_{t=1}^T$ 、 $\{G_t^c\}_{t=1}^T$ 。

模型 3: SVNIG

其他假定不变, 仅假定用于构造时变布朗运动的 G_t^c 具有 IG 分布的形式, 可以得到 SVNIG 模型:

$$\begin{cases} S_t = S_0 \exp\{\mu t + \sqrt{V_t} W_t^{(1)} + J_t^c\} \\ dV_t = \kappa(\theta - V_t) dt + \sigma_v \sqrt{V_t} dW_t^{(2)} \\ J_t^c = \gamma G_t^c + \sigma_J \sqrt{G_t^c} \varepsilon_t \\ G_t^c \sim IG\left(\frac{t}{\nu}, \nu\right) \\ [dW_t^{(1)} \cdot dW_t^{(2)}] = \rho dt \end{cases} \quad (7-3)$$

SVNIG 模型中参数的意义与 SVVG 模型相同, 参数集合为: $\Theta = \{\mu, \kappa, \theta, \rho, \sigma_v, \gamma, \sigma_J, \nu\}$ 。模型中的潜变量同样有三个: $\{V_t\}_{t=1}^T$ 、 $\{J_t^c\}_{t=1}^T$ 和 $\{G_t^c\}_{t=1}^T$ 。与 SVVG 模型的设定在形式上虽然区别不大, 模型中所含有的跳跃成分也均是具有无限活动属性的, 但二者所描述的股价路径有着根本的区别: SVVG 模型所描述的价格路径具有有限变差, 而 SVNIG 描述的股价有无限变差。

二、状态空间模型

上述两个模型是根据时间连续的假定建立的,但现实中的股价具有离散的特征。对 SVVG 和 SVNIG 模型进行估计时必须进行离散化处理。本书采用 Euler 离散化的方法,可以得到与连续事件模型相对应的状态空间模型。假定有 $y_t = \ln S_t$, 其中的 $t=1, \dots, T$ 。假定对股票价格进行观测的间隔时间为 Δ , 可以得到如下三个离散的状态空间模型。

SVMJ 模型的状态空间模型

$$\begin{cases} y_{t+1} = y_t + \mu\Delta + \sqrt{V_t\Delta}\varepsilon_{t+1}^y + J_{t+1} \\ V_{t+1} = V_t + \kappa(\theta - V_t)\Delta + \sigma_v \sqrt{V_t\Delta}\varepsilon_{t+1}^v \\ J_{t+1} = N_t \cdot \xi_t \\ \xi_t \sim N(\mu_j, \sigma_j^2), N_t \sim \text{Bernoulli}(\lambda) \\ \text{corr}(\varepsilon_{t+1}^y, \varepsilon_{t+1}^v) = \rho \end{cases} \quad (7-4)$$

模型中的 ε_{t+1}^y 、 ε_{t+1}^v 和 ε_{t+1}^J 均是服从标准正态分布的扰动项,其中 ε_{t+1}^y 和 ε_{t+1}^v 具有相关性,相关系数为 ρ ; ε_{t+1}^J 同其他扰动项均没有相关性。在时点 $t+\Delta$ 产生的跳跃的幅度为: $J_{t+\Delta} = J_{t+\Delta}^c - J_t^c$, 离散的潜变量 $G_{t+\Delta} = G_{t+\Delta}^c - G_t^c$ 。因此,离散化的状态空间模型中三个潜变量为 $X = \{V, G, J\}$ 。在对 SVNIG 模型的离散化过程中也遵循这一原则。

SVVG 模型的状态空间模型

$$\begin{cases} y_{t+1} = y_t + \mu\Delta + \sqrt{V_t\Delta}\varepsilon_{t+1}^y + J_{t+1} \\ V_{t+1} = V_t + \kappa(\theta - V_t)\Delta + \sigma_v \sqrt{V_t\Delta}\varepsilon_{t+1}^v \\ J_{t+1} = \gamma G_{t+1} + \sigma_j \sqrt{G_{t+1}}\varepsilon_{t+1}^J \\ G_{t+1} \sim \Gamma\left(\frac{\Delta}{\nu}, \nu\right) \\ \text{corr}(\varepsilon_{t+1}^y, \varepsilon_{t+1}^v) = \rho \end{cases} \quad (7-5)$$

模型中的 ε_{t+1}^y 、 ε_{t+1}^v 和 ε_{t+1}^J 均是服从标准正态分布的扰动项,其中 ε_{t+1}^y 和 ε_{t+1}^v 具有相关性,相关系数为 ρ ; ε_{t+1}^J 同其他扰动项均没有相关性。在时点 $t+\Delta$ 产生的跳跃的幅度为: $J_{t+\Delta} = J_{t+\Delta}^c - J_t^c$, 离散的潜变量 $G_{t+\Delta} = G_{t+\Delta}^c - G_t^c$ 。因此,离散化的状态空间模型中三个潜变量为 $X = \{V, G, J\}$ 。在对 SVNIG 模型的离散化过程中也遵循这一原则。



SVNIG 模型的状态空间模型

$$\begin{cases} y_{t+1} = y_t + \mu\Delta + \sqrt{V_t\Delta}\varepsilon_{t+1}^y + J_{t+1} \\ V_{t+1} = V_t + \kappa(\theta - V_t)\Delta + \sigma_v \sqrt{V_t\Delta}\varepsilon_{t+1}^v \\ J_{t+1} = \gamma G_{t+1} + \sigma_J \sqrt{G_{t+1}}\varepsilon_{t+1}^J \\ G_{t+1} \sim IG\left(\frac{\Delta}{\nu}, \nu\right) \\ \text{corr}(\varepsilon_{t+1}^y, \varepsilon_{t+1}^v) = \rho \end{cases} \quad (7-6)$$

模型中变量的含义与 SVVG 模型相同。

本书采用 MATLAB 软件对两个模型中的参数和潜变量进行识别, 由于软件本身对数据安排的原因, 两个模型中可观测的股票对数价格为 $\{y_t\}_{t=1}^T$, 连续性波动潜变量为 $\{V_t\}_{t=1}^T$, 即二者的时点均是 $t=1, \dots, T$; 而潜变量 J 和 G 分别为 $\{J_t\}_{t=2}^T$ 、 $\{G_t\}_{t=2}^T$, 即二者的时点为 $t=2, \dots, T$ 。参数集合均可以表示为 $\Theta = \{\mu, \kappa, \theta, \rho, \sigma_v, \gamma, \sigma_J, \nu\}$, 潜变量集合为:

$$X = \{\{V_t\}_{t=1}^T, \{G_t\}_{t=2}^T, \{J_t\}_{t=2}^T\}$$

上述两个模型的大部分参数均可以找到标准的后验分布形式, 因此可以利用 Gibbs 抽样方法进行抽样后计算后验均值。对于潜变量, 可以采用切片抽样的方法进行抽取。如果模型设定正确, 残差项 ε_t^y 应该服从标准正态分布, 即有:

$$\varepsilon_t^y = \frac{y_{t+1} - y_t - \mu\Delta - J_{t+1}}{\sqrt{V_t\Delta}} \sim N(0, 1)$$

可以通过观测残差序列的 QQ 图和进行 Kolmogorov - Smirnov 检验予以验证。

第四节 模型计量估计方法

本书采用 MCMC 方法对模型中的参数和潜变量进行估计。鉴于 SVNIG 模型的估计稍显复杂, 仅以其为例进行后验分布形式的推导说明。模型 SVNIG 的待估计参数集为 Θ , 待估计的潜变量为 V, J, G 。根据贝叶斯法则, 利用股票对数价格序列 Y 得到所有待估计参数和潜变量的联合后验分布为:

$$\begin{aligned}
 p(\Theta, V, J, G | Y) &\propto p(Y, \Theta, V, J, G) = p(Y, V | J) p(J | G, \Theta) p(G | \Theta) p(\Theta) \\
 &\propto \prod_{i=1}^{T-1} \frac{1}{\sigma_v V_i \Delta \sqrt{1-\rho^2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2(1-\rho^2)} (\varepsilon_{i+1}^y)^2 - 2\rho \varepsilon_{i+1}^y \varepsilon_{i+1}^v + (\varepsilon_{i+1}^v)^2 \right\} \\
 &\quad \times \prod_{i=1}^{T-1} \frac{1}{\sigma_J \sqrt{G_{i+1}}} \exp \left\{ -\frac{(J_{i+1} - \gamma G_{i+1})^2}{2\sigma_J^2 G_{i+1}} \right\} \\
 &\quad \times \prod_{i=1}^{T-1} \frac{\Delta}{\sqrt{\nu}} G_{i+1}^{\frac{3}{2}} \exp \left\{ -\frac{(G_{i+1} - \Delta)^2}{2\nu G_{i+1}} \right\} \\
 &\quad \times p(\Theta)
 \end{aligned}$$

其中 $\varepsilon_{i+1}^y = (y_{i+1} - y_i - \mu\Delta - J_{i+1}) / \sqrt{V_i \Delta}$, $\varepsilon_{i+1}^v = (V_{i+1} - V_i - \kappa(\theta - V_i)\Delta) / (\sigma_v \sqrt{V_i \Delta})$ 。之后可以根据前列相关式结合各个参数具体的先验分布形式得到参数相应的后验分布形式, 具体推导可以参考 Li 等 (2006)。

一、参数抽样

模型中的大部分参数有着标准的后验分布形式, 可以利用 Gibbs 抽样方法对参数进行抽样后计算后验均值。详细的推导过程可参见 Li 等 (2006), 这里仅给出各个参数后验分布的形式, 以及求解后验分布时需要考虑的因素。

1. 参数 μ 具有正态的先验分布, 后验分布也是正态, 即有 $\mu | \cdot \sim N$ 。
2. 参数 κ 的必须为正才能保证模型可以识别, 先假定其具有正态先验分布, 相应的后验分布也是正态, 之后利用截断正态分布 (TN, Truncated normal distribution) 进行抽样, 即有 $\kappa | \cdot \sim TN$ 。
3. 参数 θ 的取值也必须为正, 先假定 θ 具有正态的先验分布, 相应的后验分布也为正态, 之后采用 TN 抽样, 即有 $\theta | \cdot \sim TN$ 。
4. 参数 ρ 和 σ_v 的目标函数都比较复杂, 对二者进行联合抽样却比较便利, 采用 Jacquier, Polson 和 Rossi (2004) 的方法对两个参数进行抽样, 即有 $\rho, \sigma_v^2 | \cdot \sim N - IGa$, $N - IGA$ 为正态逆伽马后验分布形式 (Normal - Inverse Gamma)。
5. 参数 γ 具有正态的先验分布, 后验分布也是正态分布, 即有 $\gamma | \cdot \sim N$ 。
6. 参数 σ_J^2 的后验分布为逆伽马分布, 即有 $\sigma_J^2 | \cdot \sim IGa$, 先抽取 σ_J^2 的值, 之后计算 σ_J 。

需要关注的是, 在进行参数估计时, 可设定 $\varpi = \kappa \cdot \theta$, 因此参数空间变为如下的形式: $\Theta = \{\mu, \varpi, \kappa, \rho, \sigma_v, \gamma, \sigma_J, v\}$ 。后文进行蒙特卡洛模拟和实证分析时均以此参数空间为准。





二、潜变量抽样

对模型中的三个潜变量 $\{V_t\}_{t=1}^T$ 、 $\{J_t\}_{t=2}^T$ 和 $\{G_t\}_{t=2}^T$ 进行抽样时, 由于 $\{J_t\}_{t=2}^T$ 在每个时点均有标准正态的后验分布形式, 可以方便的采用 Gibbs 抽样的算法予以解决。 $\{V_t\}_{t=1}^T$ 和 $\{G_t\}_{t=2}^T$ 在每个时点的目标函数都不具有标准的后验分布形式, 可以采用切片抽样的方法计算每个时点的后验均值。有关切片抽样技术可参考 Neal (2003)。

需要指出的是, SVVG 模型中参数 ν 的目标函数非常复杂, 可以利用 Metropolis - Hasting 算法进行抽样, 但同样可以利用切片抽样的方法予以解决, 后者更为简单易行。因此 SVVG 模型中的参数 ν 采用切片抽样方法计算后验均值。在 SVNIG 模型中, 参数 ν 具有逆伽马分布, 可以直接利用 Gibbs 抽样方法予以抽样。

为检验本节的估计方法是否具有稳健性, 需要进行蒙特卡洛模拟予以验证。利用 MATLAB 语言编写程序, 分别设定 SVVG 模型和 SVNIG 模型的参数后生成数据, 利用本节提出的算法对两个模型分别进行模拟。两个模拟都对参数和潜变量序列进行了 50000 次抽样, 舍弃掉前 30000 次作为预烧值 (Burn in), 利用后 20000 次计算参数和潜变量序列的后验均值。结果由表 7-1 给出。

表 7-1

蒙特卡罗模拟结果

	SVVG 模型			SVNIG 模型		
	真实值	估计值	标准差	真实值	估计值	标准差
μ	0.20	0.2013	0.0226	0.30	0.3007	0.0914
ω	3.00	2.9773	1.0023	2.00	1.9788	0.233
κ	0.20	0.1996	0.0377	0.30	0.3113	0.1138
ρ	-0.50	-0.5004	0.1166	-0.40	-0.4219	0.2001
σ_v	0.50	0.3997	0.1209	0.40	0.4478	0.2036
γ	-0.10	-0.0967	0.0338	-0.20	-0.2103	0.0102
σ_J	0.15	0.1506	0.0257	0.20	0.1925	0.0473
ν	0.20	0.2113	0.0993	0.15	0.16	0.0327

模拟结果表明, 无论是对 SVVG 模型的估计还是对 SVNIG 模型的估计, 上述算法都显示出了稳健性, 比较可靠。因此可以利用这一算法对真实数据进行实证分析。

第五节 数据与实证分析

一、数据

本节利用沪深300指数（HS300指数）、恒生指数（HSI指数）和标普500指数（S&P500指数）进行实证分析，数据源于国泰君安的CSMAR数据库。为了便于比较在相同的时间内不同股票市场的跳跃特征，三个时间序列均是从2005年4月8日至2011年12月30日，分别有1640、1665和1697个观测值。图7-1给出了三个指数的水平序列及其对数收益率的走势图。

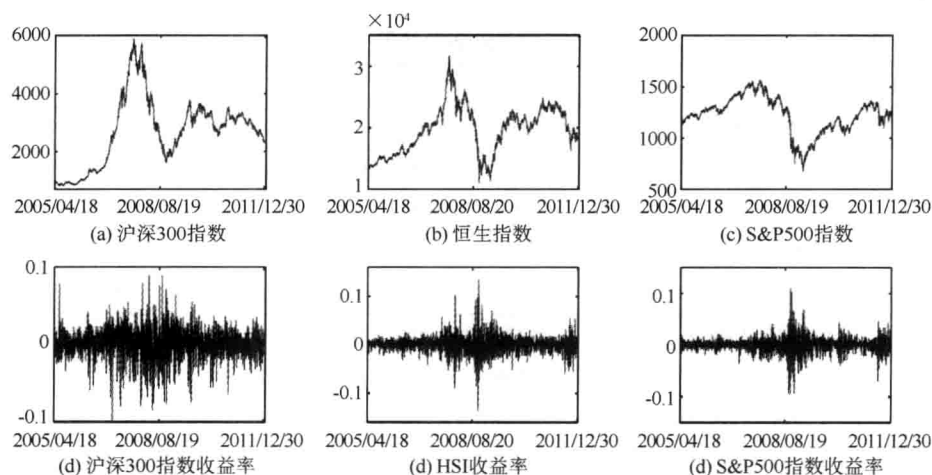


图 7-1 HS300 与 HSI 指数的水平序列与收益率序列

由图7-1可知，在考察期间内，由于2007年金融危机的影响，三个股票市场均经历了大起大落的走势。由收益率序列可知，在2008年10月份股票市场从低点进行反弹期间，市场的波动尤为剧烈。

表7-2给出了三个指数对数收益率的简单统计量。在5%的显著性水平上应用Kolmogorov-Smirnov检验考察三个收益率的正态分布特征，p值均为0，表明收益率分布的非正态性。HS300和S&P500指数具有左偏的性质，而HSI指数则具有右偏的性质。

表 7-2 HS300、HSI 与 S&P500 指数收益率简单统计量

	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度	J-B
HS300	0.0005	0.0200	-0.0969	0.0893	-0.4057	5.4391	0.0000
HSI	0.0001	0.0183	-0.1358	0.1340	0.0478	10.6128	0.0000
S&P500	0.00003	0.0148	-0.0946	0.10957	-0.2870	11.7381	0.0000

二、参数估计

本书采用 MATLAB 编写程序估计模型中的参数, 在估计过程中, 每一模型进行 40000 次抽样, 舍弃掉前 20000 次作为预烧值 (Burnin), 利用后 20000 次计算后验均值和后验标准差。在估计两个模型中的参数时, SVNIG 模型中的参数 v 的目标函数较为复杂, 采用切片抽样方法予以解决; 其他参数都具有标准的后验分布形式, 如正态分布和伽马分布等, 可以利用 Gibbs 抽样方法进行抽样。

表 7-3 模型参数估计结果

	HS300			HSI			S&P500		
	SVNIG	SVMJ	SVVG	SVNIG	SVMJ	SVVG	SVNIG	SVMJ	SVVG
μ	0.1419 (0.0771)	0.3972 (0.1056)	0.3245 (0.1042)	0.2891 (0.1061)	0.1348 (0.0664)	0.1307 (0.0684)	0.0772 (0.0560)	0.1073 (0.0518)	0.0932 (0.0461)
σ	0.0938 (0.0384)	0.1144 (0.0562)	0.2247 (0.0865)	0.0418 (0.0537)	0.2098 (0.0494)	0.1749 (0.0437)	0.0905 (0.0251)	0.1669 (0.0323)	0.1418 (0.0255)
κ	-0.89935 (0.8454)	1.4817 (0.8155)	2.7138 (1.2511)	-0.4706 (0.7546)	3.1129 (0.9350)	2.8253 (0.8087)	-1.4037 (0.9372)	4.0158 (0.9286)	3.5762 (0.8168)
ρ	-0.3956 (0.0873)	-0.0618 (0.1265)	-0.1418 (0.1213)	-0.0244 (0.1192)	-0.5954 (0.0704)	-0.6609 (0.0728)	-0.5981 (0.0645)	-0.7869 (0.0525)	-0.7708 (0.0555)
σ_v	0.4730 (0.0563)	0.2972 (0.0707)	0.4634 (0.0750)	0.3656 (0.0660)	0.5405 (0.0548)	0.4738 (0.0471)	0.4711 (0.0433)	0.5161 (0.0449)	0.4757 (0.0370)
$\gamma (\mu_j)$	0.0042 (0.0721)	-0.2713 (0.1010)	-0.5829 (0.4274)	-0.0225 (0.0136)	-0.0396 (0.0754)	-0.1944 (0.3920)	-0.0011 (0.0385)	-0.1128 (0.0741)	-0.5103 (0.5623)
σ_j	0.0641 (0.0159)	0.1616 (0.0174)	0.3713 (0.0489)	0.0486 (0.0082)	0.1186 (0.0123)	0.3359 (0.0336)	0.0635 (0.0133)	0.1073 (0.0112)	0.3364 (0.0313)
$v (\lambda)$	0.6789 (0.5296)	0.1142 (0.0039)	1.8409 (0.6131)	5.5443 (2.5656)	0.1283 (0.0052)	2.7226 (0.4872)	0.7868 (0.4768)	0.1203 (0.0065)	7.6605 (2.6897)

注: 括号中为后验标准差。





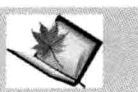
在对三个潜变量进行赋值时，采用如下的策略：利用简单的 GARCH (1, 1) 模型估计出每日的波动率，将其转换为年度值后作为 SVMJ、SVVG 和 SVNIG 模型中连续性波动成分 $\{V_t\}_{t=1}^T$ 的初始值；对跳跃成分的序列 $\{J_t\}_{t=2}^T$ 进行初始化时，如果当日收益率的取值处于平均收益率 2 倍标准差的范围之内，则将当日跳跃成分的值设为 0，在当日收益率超出平均收益率 2 倍标准差范围时，则将超出部分作为当日的跳跃值；潜变量 $\{G_t\}_{t=2}^T$ 序列每日的初始值均设定为 Δ 。

利用三个指数分别估计 SVMJ、SVVG 和 SVNIG 模型得到如表 7-3 所示的 9 个模型的估计结果，模型中的大部分参数均有显著性。Merton 类跳跃有时会出现估计误差，Jacquier, Polson 和 Rossi (2004) 的论文中曾经指出了这一点。因此，此处的分析仅以其作为参考，重点分析 SVVG 和 SVNIG 模型的估计结果。杠杆效应 ρ 在 A 股市场并不显著，而在另外两个市场则具有高度的显著性。这一结果表明在 A 股市场上，收益率取值的正负并不会对未来连续性波动产生明显的影响。在 SVVG 和 SVNIG 模型中，参数 γ 用于度量跳跃成分的均值。估计结果显示，三个指数的估计出的 γ 值均为负，表明三个市场上发生的跳跃行为多为向下的跳跃，也与现实的观测较为相符。特别是对于 A 股市场，在每一类模型中， γ 的绝对值均比较大，表明就平均意义而言，A 股市场较其他两个市场更易于发生向下的跳跃。参数 κ 用于度量波动率均值回复的速度，取值较大的话表明波动概率能够迅速的向均值靠拢。S&P500 指数的估计结果在两个模型中较在 HSI 和 SH 指数中的估计结果都要大，这表明美国市场的波动具有向均值回复的更快速度。A 股市场的波动向均值回复的速度是最慢的，较香港市场还要慢，表明 A 股市场的波动性要强于其他两个市场。

这一估计结果能部分的解释 A 股市场“十年零涨幅”的现象。在对 HS300 指数估计的结果中，每类模型的参数明显大于其他两个指数的估计结果，同样可以在平均意义上说，A 股市场收益率过程涨的漂移项能给投资者带来较高的回报，而且是远高于其他两个市场。最近，针对 A 股市场“十年零涨幅”讨论不绝于耳，表明现实中 A 股市场并没有给广大的投资者带来相应的回报。这一结果正是由于 A 股市场不断出现负向的跳跃造成的，负向跳跃抵消了漂移项带来的较高正收益。

三、连续性波动与跳跃成分估计结果

连续性波动与跳跃成分是考察的两个核心潜变量。图 7-2、图 7-3 和图 7-4 分别给出了利用三个模型估计三个指数时得到的连续性波动成分和



跳跃成分的时间序列。以 HS300 指数连续性波动的三个结果为例, 三个模型所估计出的结果虽然不尽相同, 但它们有着相同的走势, 在取值范围内相差不大。这一现象表明, 前文所设定的 SVMJ、SVVG 和 SVNIG 模型虽然在捕捉跳跃成分时存在一定的差异, 在捕捉连续性波动成分时却具有高度的一致性。波动率虽然具有不可观测的性质, 但作为一种股票价格波动时体现出的真实特征, 是可以对其进行刻画的。

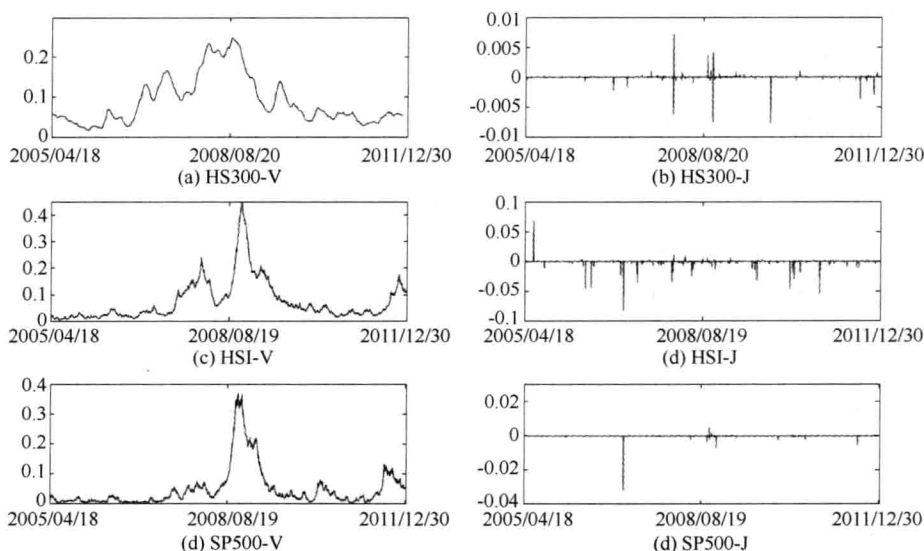


图 7-2 SVMJ 模型波动率和跳跃成分

SVMJ 模型中将跳跃视为稀有事件, 因此所捕捉到的跳跃成分均是幅度较大的向上或向下的跳跃, 这些跳跃一般与重要的宏观经济变化有关, 数量也较为稀少。在 SVVG 和 SVNIG 模型中跳跃被视为是普通事件, 在股票市场的波动过程中大量存在, 不仅包含数量较少的大幅跳跃, 也包含数目众多的微小跳跃。对比图 7-2 至图 7-4 可以发现模型特征得以验证。

图 7-3 和图 7-4 分别给出了估计 HS300-SVG、HS300-SVNIG 模型时得到的三个潜变量的时间序列值。对潜变量 $\{V_t\}$ 的估计采用单步法, 切片抽样的结果表明, 在每个时点的抽样均具有较快的收敛速度。两个模型的估计结果表明, 波动连续性成分的时间序列的取值虽然在三个模型中各不相同, 但处于合理的区间, 而且具有极为相似的形状, 表明本书的模型设定具有一定的合理性。

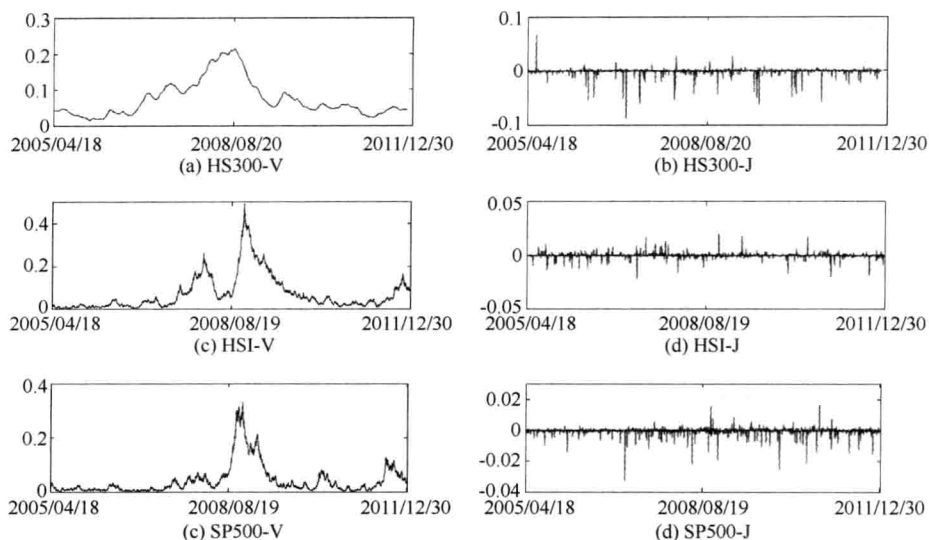
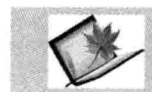


图 7-3 SVVG 模型波动率和跳跃成分

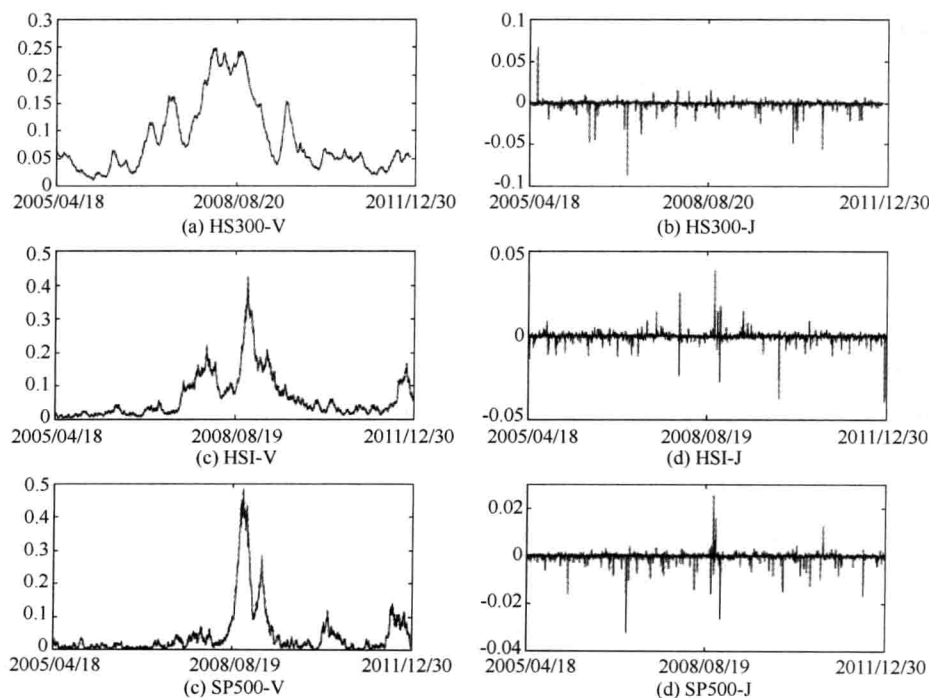


图 7-4 SVNIG 模型波动率与跳跃成分



由图 7-3 可以观察到,当收益率的波动较为剧烈的时候,连续性波动成分 V_t 的相应取值也比较大;当收益率的取值较为异常时,在 J_t 序列中通常会有加大幅度的跳跃发生。

这两个特征在图 7-4 中也很明显。在 SVVG 和 SVNIG 模型估计出的跳跃成分的时间序列中,除了少数幅度较大的跳跃外,同样存在着数量众多的微小跳跃。对比图 7-2 可以发现,利用泊松过程捕捉跳跃行为时,这些微小跳跃并不能被有效的识别出来。因此,刻画股票价格波动过程中的跳跃成分时, Lévy 过程能够较为充分的识别出各类的跳跃成分。

图 7-3 和图 7-4 的右半部分分别给出了利用 SVVG、SVNIG 模型估计三个指数得到的跳跃成分潜变量时间序列。由估计结果可知,发生较大幅度跳跃的时点比较稀少,与 SVMJ 模型估计的结果相类似。较大幅度的跳跃以负向为主,但同 HS300 指数的股结果相比较,发生正向跳跃的时间比较多。此外,两个 Lévy 过程模型估计出的大幅跳跃以负向跳跃居多,这同对参数 γ 的估计结果具有一致性。在模型中对参数 γ 的估计值均为负值,这表明在两个市场中倾向于发生负向的跳跃。分别比较两个指数对 SVVG 和 SVNIG 模型的估计值, γ 的绝对值在 HS300 指数中要比 HSI 指数中的绝对值大得多,这意味着平均而言, A 股市场发生负向跳跃的幅度会比香港市场的负向跳跃的幅度大很多。

四、模型检验

当模型设定无误时,模型 (10) 中的残差序列 $\{\varepsilon_t^y\}_{t=2}^T$ 应该服从标准正态分布,即具有 $\varepsilon_t^y \sim N(0, 1)$ 的性质。检验残差序列是否为正态分布,较为直观的方法是绘制 QQ 图。在统计上具有多个统计变量对残差进行正态性检验,本书利用 Kolmogorov-Smirnov 检验考察不同模型在估计不同的指数时得到残差的正态性,相应的 P 值由表 7-4 给出。通过比较可以发现,采用 Lévy 过程可以提高对数据的拟合程度, SVMJ 模型、SVVG 模型和 SVNIG 模型残差分布逐步向正态性分布靠拢,对三个指数的估计结果均有所体现。特别是 SVNIG 模型得到的三个 p 值分别为 0.0959、0.0652 和 0.0510,这表明沪深 300 指数、恒生指数和标普 500 指数的残差均能在 5% 的显著性水平上接受标准正态分布的零假设,模型拟合效果良好。

表 7-4

残差正态性检验

	HS300	HSI	SP500
SVMJ	0.0067	0.0157	0.0043
SVVG	0.0087	0.0251	0.0100
SVNIG	0.0959	0.0652	0.0512



图 7-5 给出了利用 SVNIG 模型估计沪深 300 指数、恒生指数和标普 500 指数后得到的残差序列的 QQ 图。

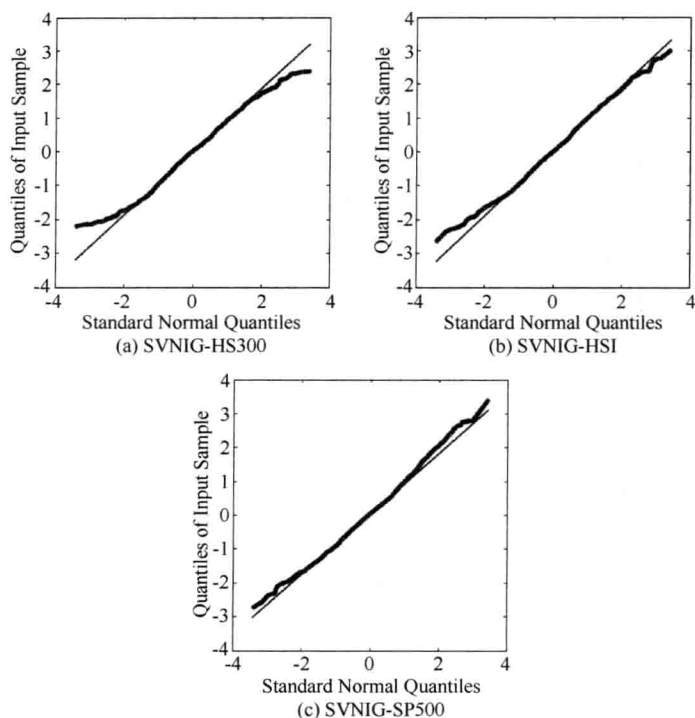


图 7-5 SVNIG 模型的残差 QQ 图

基本一致的结论是，在刻画收益率波动中的跳跃行为时，具有无限活动的 Lévy 过程比有限活动的泊松过程更具有优势；同样，具有无限变差与无限活动的 Lévy 过程比有限活动有限变差的 Lévy 更具有优势。

第六节 结 论

股票价格的波动大致由三类成分构成：连续性波动、大幅度跳跃和小幅度跳跃，每一类波动对应着不同的市场风险。在进行资产定价、投资组合与风险管理时，任何一类波动的影响均不可忽视。本书在连续时间金融的框架



下考虑如何捕捉这三类不同的市场波动成分：利用 SV 模型捕捉连续性波动成分，对波动聚集、杠杆效应均能有效刻画；利用时变 Lévy 过程同时捕捉价格波动中的大幅跳跃和小幅跳跃。小幅跳跃由于数目庞大，可以将其认为具有无限活动的特征，本书采用的两个 Lévy 过程，即 VG 过程和 NIG 过程，均具有无限活动的特征，但区别在于：前者具有有限变差，而后者具有无限变差。

本书对于模型的估计采用 MCMC 方法，特别是对于目标函数较为复杂的参数和潜变量，采用切片抽样的技术进行抽样。利用 HS300 指数、HSI 指数和标普 500 指数所做的分析表明：（1）在捕捉股票价格的跳跃行为时，Lévy 过程能更为充分的捕捉各种类型的跳跃，比传统的泊松跳跃类模型更具有优势，在三个市场中除了存在少数大幅跳跃外，的确存在着为数众多的小幅跳跃。（2）同是具有无限活动特征的 Lévy 过程，具有无限变差特征的 NIG 过程比具有有限变差的 VG 过程更适于捕捉市场中的跳跃成分。（3）相较于中国香港和美国股市，A 股市场的跳跃成分以负向跳跃居多，跳跃的幅度也更大，跳跃成分之间不具有相关性。

本书所提出的模型具有较高的理论价值与应用价值。在实证分析中，本书采用的是日度数据，模型同样适用于周、月度等低频数据，也适用以分为单位的高频数据，因此建模范围较为广泛，可以用来考察不同频率周期金融数据的波动特征。利用这一模型，可以进而分析市场风险定价、衍生品估值以及 VaR 计算等诸多问题，因此在金融实务操作中具有较高的应用价值。在后续的研究中，将对这些问题予以分析。



第八章

成交量与股市周期波动关系研究

第一节 引言

股票价格与成交量是股票市场的两个最为根本的变量，是市场行为最基本的表现，历史的交易价格和成交量涵盖了过去和现在的所有市场行为。通常人们认为交易量直接反映股票的供求状况，是股市运行的内在动力，在某种程度上决定着股价变动的趋势。华尔街有两句谚语“价走量先行”和“牛市成交量大，熊市成交量小”，这里面隐含着成交量是价格的先行指标以及成交量和价格变化呈正相关关系的含义。从世界各国股票市场的运行实践来看，股指波峰与成交量波峰，股指波谷与成交量波谷基本上存在着较为一致的对应关系。价涨量增，价跌量减，这表明了股指和成交量变化之间有内在的、强烈的依存关系。因此，对于量价关系的研究一直是金融领域的热点问题。研究量价关系，不仅可以揭示市场信息流的到达速率、信息的扩散、消化和传播方式及市场价格对市场信息的反映程度等重要内容，从市场微观角度探索证券市场价格的形成机制，揭示价格波动产生的根本原因，而且能够了解金融市场的规律与结构，对于套利机会研究与把握具有重要的意义，并对投资者的投资决策分析有一定的解释和指导作用。

由于现代金融的核心问题之一就是定价问题，所以对股票市场的研究几乎都是以股价为核心。然而，在现实中成交量却是一个非常重要的变量，是人们判断股价未来走势的一个重要指标。在20世纪五六十年代以后，由于资本市场的发展和有关交易数据的积累，为量价关系研究的开展提供了极大的便利。对于量价关系的研究可以追溯到Osborne（1959），其研究表明股价变动是一个扩散过程，其方差取决于交易的次数。此后，越来越多的学者开



始量价关系的理论与相关实证研究。量价关系的理论研究主要通过构建不同的理论模型来解释股票价格与成交量之间相关关系，形成了几种不同的学说。Marilyn 和 Robert 把股票量价关系的理论模型分为四类：交易理论模型^①、信息理论模型^②、信息非对称模型^③以及理念分散模型^④。

关于金融市场量价关系的实证研究在使用的方法技术上经历了一个由简单到复杂的过程。从早期简单的线性经济计量方法，到自回归条件异方差模型（GARCH 模型）、ARCH 类模型、随机波动模型（SV 模型）、二元混合模型、广义二元混合模型等等，量价关系的实证和理论模型在不断地发展和完善。国外学者在量价关系方面的实证研究取得了很多有价值的研究成果。Campbell 等（1993）认为成交量大，股票价格朝相反方向发展的概率偏大，相反，成交量小股票交易价格容易得到维持。Hiemstra 和 Jones（1994）运用线性和非线性格兰杰因果检验对交易量变化率和股市收益率之间的动态关系进行分析。Wang（1994）主要考虑信息不对称研究了价量之间的动态关系，认为交易量可以为股票的 future 价格的变动提供信息。Terry 等（2000）使用 GARCH - M 模型对七个国际证券市场的量价关系进行了实证研究，发现在绝大部分市场中，成交量都能解释相当数量的条件回报方差，而对于美国市场，其 GARCH 效应可以完全由交易解释。Chen 等（2001）认为股价和交易量的绝对变动量之间存在正相关关系，在有些市场上是股价变动先于交易量变动，而另一些市场则得出相反的结论。Lee 和 Rui（2002）也是利用格兰杰因果检验方法分析了美、日、英三国交易量和股价关系，结论是交易量并不是股价变动的格兰杰原因，但在美国股票市场上的结果是交易量对英、日市场有先导作用。

在国内，研究者对中国股票市场的价格指数与交易量的关系问题也进行了较为丰富的研究。由于在方法和数据选择各有不同，因此研究结论也存在差异。张维、闫冀楠（1998）利用 Granger 因果检验，验证了上证股市收益对交易量具有显著的线性因果关系，而交易量对收益不具备线性因果关系，但长期却存在非线性的因果关系。周哲芳和李子奈（2002）对深圳和上海综

① 该类模型将交易者的交易行为视为关键的因素，研究日内交易量与价格波动的关系及其产生的原因。该模型指出，交易者总是喜欢在市场非常活跃时进行交易，因此交易与价格波动在时间上存在集群性。

② 该类模型认为市场信息是决定交易量和价格波动的共同的动力因素。

③ 该类模型认为交易者之间的信息不对称引起交易，而对股票价值认识的不一致导致股票价格的波动。

④ 该类模型认为交易者对市场信息的估价越分散，交易量越大，价格波动越剧烈。



合股价指数的分析表明，股票收益率的波动性和交易量的变化具有显著的正相关关系。张永和和何荣天（2002）对深圳成分指数的波动性和成交量的相互关系研究表明，利用成交量数据能显著增强深圳股票市场的解释能力。李双成，王春峰（2003）则利用随机波动模型和基于马尔科夫链蒙特卡罗模拟技术的贝叶斯估计方法，并把交易量分解为预期交易量和非预期交易量，实证检验了中国股票市场中的量价关系。与其他学者的研究结论一致，交易量与价格波动存在很强的即期正相关关系。陈怡玲、宋蓬明（2006）对我国股市的价格变动和成交量的关系进行了实证研究，发现中国股市不存在对称的成交量与价格变动关系。张小明、杨建萍（2008）从金融市场微观结构理论出发，引用混合分布假说来对中国股市的量价关系建立模型，研究揭示了交易量和价格波动的动态联动性特征，交易量与价格波动都有潜在的直接因素——信息流过程共同作用。郑婷婷等（2009）利用联合多重分形分析中国及世界各主要股市的成交量与价格之间的关系，说明不同股指下的量价规律并不具有一致性，有些股指可能量高价也高，有些股指可能量低价也低。高辉（2010）研究发现，中国股票市场上股票价格对交易量之间存在显著的因果关系，说明中国股票市场上的价格波动和成交量之间包含了对股价预测有用的信息。

国内的学者都试图把交易量作为信息流来解释股票价格波动性，虽然都得出了一些解释效果比较好的结论，但在方法和数据筛选上都没有细致和准确的深入研究，缺乏稳健性的结论，尤其是在对交易量序列的数据预处理方面，略显粗糙。因此，本书通过构建日均换手率指标作为交易量的考量依据，来验证股票价格和交易量之间的动态关系，证明中国股票市场中确实存在可以把握的量价规律，并能为实际投资提供可作参考的建议。

第二节

交易量与股市波动的关联分析

所谓量即交易量，指在买家和卖家在一定交易时间内所成交的量。从时间上来说，交易量又可分为分时交易量、日交易量、周交易量、月交易量以及年交易量。分时交易量还可进一步分为1分钟交易量、5分钟交易量、15分钟交易量、30分钟交易量和60分钟交易量。交易量的度量方式有以下几种：第一，以交易的股数定义交易量，当研究整个市场时，交易量也简单地

定义为交易股数之和。第二，以换手率定义交易量。第三，以交易的现金金额来定义交易量。第四，个股交易量以个股交易金额除以该股的市值定义，研究整个市场时，则以整个市场交易金额除以整个市场的市值定义。所有这些交易量的度量都有其特定的研究环境，为了不同的研究目的选取合适的交易量的度量方式是非常重要的，不同的交易量度量有时会带来不同的结论。

从股市的日均成交金额的波动情况来看，自1997年5月以来，股票市场的日均成交金额基本上在500亿元以下的规模，绝大部分的时间里保持在50亿元~300亿元的水平内波动；2007年之后，股票市场的日均成交金额急剧攀升，2007年5月即达到3274.7亿元的高点，之后即使在股市大幅下挫的情况下，股市的日均成交金额再也没有下滑到500亿元以下的水平，最高点出现在2010年10月份，达到了3927.37亿元。2007年之前，股市日均成交金额的平均值仅为170.31亿元，而2007年之后，股市日均成交金额的平均值则高达1860.99亿元。股市成交量的这种变化，一方面与限售股的解禁及股市规模的不断扩张有关，另一方面与越来越多的投资者参与到股市的投资活动有关。

从图8-1我们可以看出，虽然在2007年之前，很少有交易量超过500亿元的规模，但这不能代表2007年之前，股市成交低迷，同样，2008年年底股市成交量保持在500亿元左右也不能说当时股市成交活跃，只有综合考虑当时的股市流通市值情况，才能判断成交的活跃与否。因此，股市交易绝对量的变化不能够很好地反映市场交易的低迷或者活跃情况，而股市交易相对量的变化，特别是股市交易绝对量与当期股市流通市值的比值，能够很好地反映股市成交的活跃情况及其变化，因此，我们认为必须运用股市交易的相对量指标来考察股市交易量与股市波动相互间的关系。

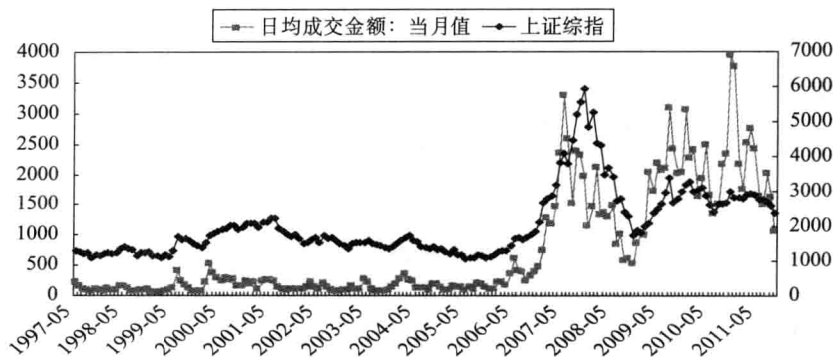


图8-1 股市日均成交金额与上证综指波动情况

从股市的日均换手率（即日均成交金额/流通市值）的波动情况来看，自1997年5月以来，股市的日均换手率均在0.4%~6%之间波动，日均换手率超过3%的月份仅12次，超过5%仅1次。同样，日均换手率低于0.5%的月份仅2次。因此，股市的日均换手率绝大部分时间在0.5%~3%之间内波动。

从股市的日均换手率与上证综指波动的协同情况来看，我国股市的日均换手率波动比上证综指的波动更加剧烈，在2004年之前，日均换手率波动与上证综指的波动协同还不明显，但是在2004年之后，日均换手率波动与上证综指的波动协同比较明显，特别是2007年以来的顶底对应关系特别明显，从图8-2中可以看出，日均换手率在2007年5月与2009年2月出现波峰，上证综指在2007年10月与2009年7月也出现波峰，领先期为5个月；日均换手率在2008年8月出现波谷，上证综指在2008年10月也出现波谷，领先期为2个月。可见，股市的日均换手率是很好的领先指标，基本上日均换手率到达高点之后的3~5个月内上证综指会到达牛市的峰值，或者日均换手率到达低点并在低位盘整之后的2~3个月内上证综指会到达熊市低谷。

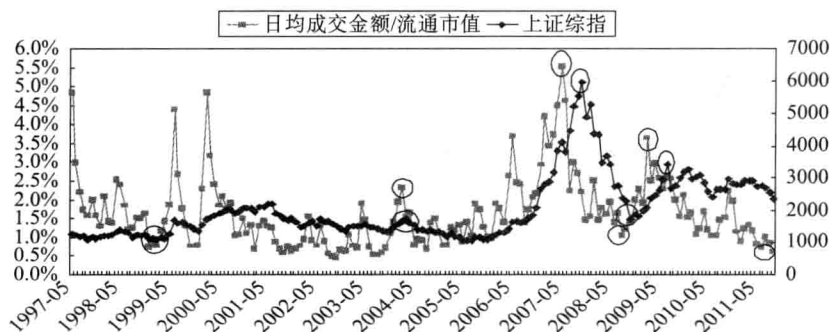


图8-2 股市日均成交金额/流通市值与上证综指波动情况

注：定义股市日均换手率为股市日均成交金额与股市流通市值的比值。

如果将日均换手率低于1.1%视为成交低迷，高于1.9%视为成交活跃，介于1.1%~1.9%之间的视为成交平稳，根据每个月的日均换手率情况将1997年5月以来的时间划分为三个阶段，即成交低迷阶段、成交活跃阶段以及成交平稳阶段。从时间的跨度来看，三个成交阶段的时间跨度基本上近似；从股市的表现来看，价涨量增，价跌量减的现象在当前股市表现得非常明显，成交活跃阶段的股市累计收益达到278.61%，成交平稳阶段的股市累计收益为-9.21%，而成交低迷阶段的股市累计收益则为-158.16%；成交



活跃阶段与成交低迷阶段的股市表现反差非常大，两个阶段的月平均收益差达到 8.45%，这充分表明了股指和成交量变化之间有着内在的、强烈的依存关系（参见表 8-1）。

表 8-1 不同股市交易量状态下的股市表现

阶 段	时间跨度 (月)	股市表现 (累计收益)	股市表现 (月平均收益)
成交低迷阶段	55	-158.16%	-2.88%
成交活跃阶段	50	278.61%	5.57%
成交平稳阶段	68	-9.21%	-0.13%

第三节

交易量与股市波动关系的实证检验

一、数据选取和平稳性检验

为了刻画交易量变动对股市波动的影响，我们采用上证综指（SH）代表股票价格水平，日均换手率（V）代表市场的成交水平。日均换手率变化 $VV_t = \ln V_t - \ln V_{t-1}$ 、上证综指收益率 $VSH_t = \ln SH_t - \ln SH_{t-1}$ ，其中， SH_t 为 t 期期末指数的收盘价格， SH_{t-1} 为 $t-1$ 期期末指数的收盘价格。

除非特别说明，所有数据均来源于 Wind 数据库。

根据 Wind 数据库公布的数据来看，从 1997 年 5 月开始，市场的交易月度与流通市值数据才是连续、完整的，因此，日均换手率变化数据是 1997 年 6 月～2011 年 10 月，我们将总体样本区间也设为这一区间，数据频率为月度数据。2005 年 6 月，上市公司开始股权分置改革，股权分置改革对股票市场的流通市值的变化具有较大的影响，因此，我们选取时间点 2005 年 6 月，将总体样本区间划分为两个阶段：第一阶段（1997 年 6 月～2005 年 6 月）和第二阶段（2005 年 7 月～2011 年 9 月）。

在总样本和各阶段样本内，运用 ADF 检验方法对上证指数收益率 VSH_t 、日均换手率变化 VV_t 做平稳性检验，如表 8-2 所示。



表 8-2 各变量平稳性检验结果

对应时间段	变量	t 统计量	临界值 (1%)	Prob *	平稳性
1997 年 6 月 ~ 2011 年 9 月	VV	-14.24188	-3.468749	0.0000	平稳
	VSH	-7.107249	-3.468980	0.0000	平稳
1997 年 6 月 ~ 2005 年 6 月	VV	-7.226329	-3.499910	0.0000	平稳
	VSH	-9.672087	-3.489659	0.0000	平稳
2005 年 7 月 ~ 2011 年 9 月	VV	-10.28109	-3.521579	0.0001	平稳
	VSH	-4.325115	-3.522887	0.0008	平稳

结果显示,所有变量在各个时间段均满足 0 阶平稳,都是平稳时间序列。

二、Granger 因果关系检验

对交易量变化以及上证指数收益率进行 Granger 因果检验,给出 Granger 因果检验结果,如表 8-3 所示。

表 8-3 各阶段交易量变化与上证综指因果关系检验结果

原假设	总样本		第一阶段		第二阶段	
	F 统计量	P 值	F 统计量	P 值	F 统计量	P 值
VV 不是 VSH 的 Granger 原因	0.42456	0.6548	4.08099	0.0201	0.36442	0.6959
VSH 不是 VV 的 Granger 原因	4.71780	0.0102	3.57493	0.0321	5.52636	0.0060

Granger 检验结果显示,上证指数收益率波动一直是交易量波动的 Granger 原因,而交易量波动在不同的时间段内有所变化。在总体样本下,交易量波动不是股价波动的 Granger 原因。而在第一阶段,交易量波动与股价波动互为 Granger 因果关系;而在第二阶段,只有股价波动是交易量波动的 Granger 原因,而交易量波动不是股价波动的 Granger 原因。

由此可见,一方面,交易量波动是否是股价波动的 Granger 原因在不同的时间段内有所差异,即在 2005 年 7 月之前,成交量的放大或者萎缩能够引发上涨或者下跌行情,而在 2005 年 7 月之后却不能。这与 2005 年 7 月之前,我国股市的规模相对较小^①、股市机构投资者的操控力较强以及投资者

^① 1997 年 5 月~2005 年 6 月之间我国境内上市公司流通市值的平均值仅为 1.13 万亿元,而 2005 年 7 月~2011 年 9 月境内上市公司流通市值的平均值为 8.78 万亿元,是前一阶段的 7.74 倍。虽然 2011 年以来,股市持续低迷,但是 2011 年 9 月,我国境内上市公司流通市值的还是 18 万亿元之上。



的不成熟等有很大关系。另一方面，不管是在总样本区间，还是在分阶段样本区间，股市收益率的攀升都能够导致成交量的持续放大，可见，当前我国股市的“赚钱效应”一直比较明显，投资者买涨不买跌的思维模式根深蒂固。在赚钱效应的感召下，越来越多的投资者参与到股市交易中去，参与其中的投资者的交投也越来越活跃，这两方面都会推动股市成交量的放大；反之，如果股市收益率下滑，投资者亏损严重，则成交量将低迷。

三、交易量与股市波动的脉冲响应分析

我们通过构建 SVAR 模型，并采用分阶段估计方法，来考察交易量的变化对股市影响的方向和强度。根据 AIC 准则，确定滞后期为 2。利用 Cholesky 分解建立递归形式的短期约束，通过检验 ARMA 根的结构，方程的所有 AR 根的倒数均小于 1，位于单位圆内，表明模型稳定。在此基础上进行脉冲响应分析。

图 8-3、图 8-4 给出了上证综指收益率对自身以及交易量 1 单位正向冲击的响应曲线，亦即被解释变量或解释变量的 1 单位残差冲击对被解释变量的影响。--- 曲线与 - - - 曲线均为脉冲响应曲线，--- 曲线为收益率对其自身冲击的反应；- - - 曲线表示收益率对交易量冲击的反应；— 表示第一阶段的响应曲线，右图表示第二阶段的响应曲线。横轴表示响应时间，纵轴表示 1 单位残差冲击下内生变量的响应大小。

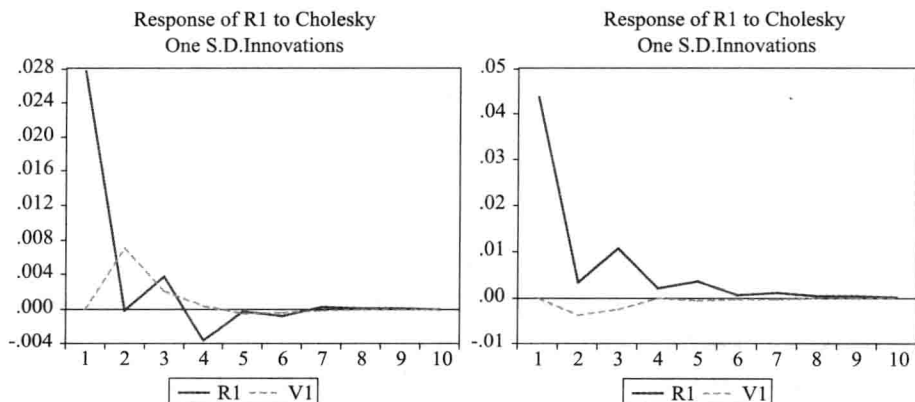


图 8-3 第一、二阶段的分期响应曲线

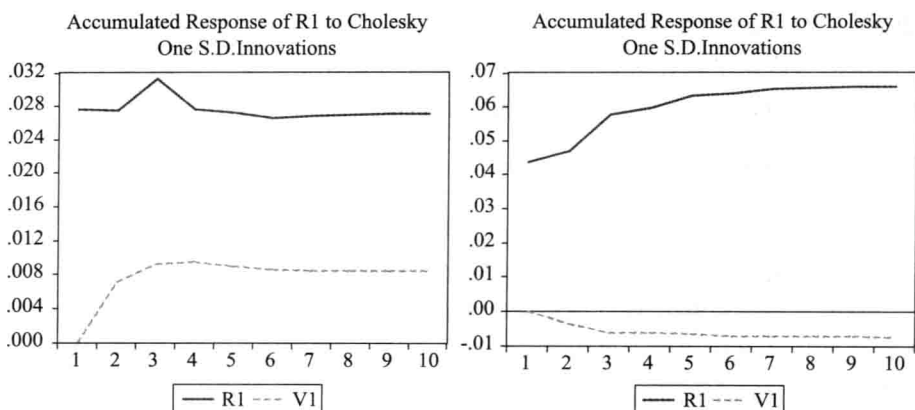


图 8-4 第一、二阶段的累积响应曲线

由图 8-3 的分期脉冲响应曲线可知，在第一阶段，当期收益率的一个正的冲击对其滞后几期的收益率的作用比较小，这种效应在第 1 个月对股市的瞬时作用最大，在 2 个月之后这种效应急剧减弱并趋于零；当期交易量一个正的冲击对其滞后几期的收益率的冲击效应相对较小，这种效应在第 2 个月对股市的瞬时作用最大，之后这种瞬时作用逐渐减弱，在 4 个月之后这种效应即趋于零；而在第二阶段，当期收益率的一个正的冲击对其滞后几期的收益率的作用相对较大，这种效应在第 1 个月对股市的瞬时作用最大，在 2 个月之后这种效应急剧减弱并趋于零；而当期交易量一个正的冲击对其滞后几期的收益率的冲击效应非常小，而且这种效应一直为负。

就收益率对其自身冲击的累积效应来看（图 8-4），在第一阶段，收益率对自身的累积效应相对较小，当期收益率的一个正的冲击将导致其随后出现上涨趋势，当期收益率上升 1 单位，将使其随后上涨约 0.28%；而在第二阶段，收益率对自身的累积效应相对较大，收益率上升 1 单位，将使其随后上涨约 0.65%；可见，第二阶段的“赚钱效应”比第一阶段更加明显。

就收益率对交易量冲击的累积效应来看，在第一阶段，交易量对收益率的一个正的冲击将导致收益率出现上涨的趋势，交易量上升 1 单位，将使上证综指上涨约 0.01%；而在第二阶段，交易量对收益率的一个正的冲击将导致上证综指出现下跌的趋势，交易量上升 1 单位，将使上证综指下跌约 0.01%；可见，第二阶段的交易量对收益率的影响程度相当，但是方向相反。

可见，不管是从分期效应还是从累积效应来看，股市收益率对其自身及交易量冲击的响应机制存在变化，一方面，第二阶段收益率对其自身冲击的

响应水平明显高于第一阶段，另一方面，第一阶段与第二阶段收益率对交易量冲击的响应水平均比较低，但是方向相反，即相对于第一阶段的“量升价涨”，第二阶段却会出现“量升价跌”的情况。

四、实证结果阐释

实证结果发现：第一，我国股票市场量价关系仅第一阶段存在量价之间双向的因果关系，在第二阶段仅存在收益率到成交量的单向因果关系；第二，股市收益率对其自身及交易量冲击的响应机制存在变化，第二阶段收益率对其自身冲击的响应水平明显高于第一阶段，而且第一阶段与第二阶段收益率对交易量冲击的响应水平方向相反。

这说明，在我国股市量价关系中，价格影响交易量的效力较强，我国目前尚处于追求高收益的股市市场结构和交易行为，价值投资理念还未普及，中国股市资金推动型的特征越来越明显。另一方面，2005年以来，我国股票市场投资者持有A股流通市值份额的结构发生了明显的变化，这是导致股市收益率对其自身及交易量冲击的响应机制存在变化的重要原因。

从不同类型投资者持有A股流通市值份额（图8-5）可以明显看出，我国股票市场在2005年之前，A股流通市值份额70%以上是个人投资者持有，因此，参与市场交易的主力是个人投资者。而在2005年之后，随着机构限售股的解禁、公募基金、社保基金、券商、保险公司、QFII、企业年金等机构投资者规模的不断扩大，机构投资者持有A股流通市值占比从2005年的30%增加到2010年的70%，机构投资者已经成为参与市场交易的主体。

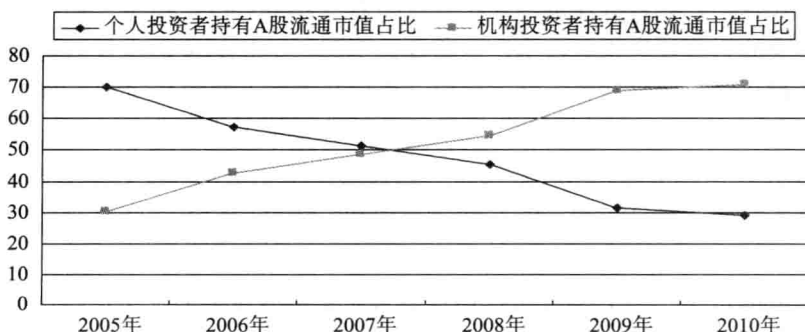


图8-5 不同类型投资者持有A股流通市值份额

个人投资者与机构投资者相比，在获取、鉴别和利用信息方面的能力较差，收集信息渠道少，对信息缺乏深度解读的能力，这使得个人投资者更容





易受各种消息的刺激以及股市涨跌的影响，而进行短线投机操作。根据我国股市个人投资者结构与行为特征的相关数据显示，我国境内个人投资者进行股票投资时，虽然 42.69% 的人以基本面分析为主，技术分析为辅，但在实际操作中，大部分投资者选择了频繁换手，持股时间在 3 个月以内的投资者占比达 68%，而持股时间不到 1 个月的投资者占比近 45%，‘价值理念’与‘投机操作’均占多数。调查还显示，多数个人投资者曾有过在股票上涨时买入，股票下跌时卖出的操作，其中表示偶尔这样做的投资者占到 65.87%，表示经常这样做的投资者占 15.03%。而表示从来没有这样做过的投资者占 19.19%^①。

第四节 交易量波动的趋势与股市投资策略分析

一、交易量波动的未来趋势分析

从股市的总市值与流通市值的变化来看，2007 年之前，总市值基本上在 5 万亿元以内，2007 年之后总市值猛增到 20 万亿元以上，这主要得益于当年股市的大幅上涨，随后虽然股市有较大幅度调整，但总市值基本上保持在 20 万亿元上下波动，2010 年以来，随着股市 IPO、配股、增发、以及转股等快速推进，股市总市值规模也大幅提高，2011 年股市总市值已经超过 26 万亿元，与 2007 年相比增幅达到 28.4%；从流通市值的情况来看，2007 年之前，流通市值均在 1.7 万亿元以下的规模，2007 年股市大幅上涨，流通市值达到了 6.3 万亿元的水平，2008 年以来，虽然股指不到 2007 年一半的水平，但是随着股改限售股的逐渐解禁，巨量的‘大小非’转成流通股，流通市值大幅增加，2011 年已经超过 19 万亿元，与 2007 年相比增幅达到 208.7%（参见图 8-6）。

流通市值的大幅增加，一方面加大了 A 股市场的流动性，活跃市场的交投情况，改变股市收益率对其自身及交易量冲击的响应机制，另一方面也改变了股票市场的供需状况。从 2006 年收盘的 2675 点上涨到 2007 年年收盘的 5261 点，指数差不多翻了一番，而流通市值仅增加了 4.7 万亿元，即大约需

^① 参见国信证券发展研究部研究报告“我国股市投资者结构与行为特征”。

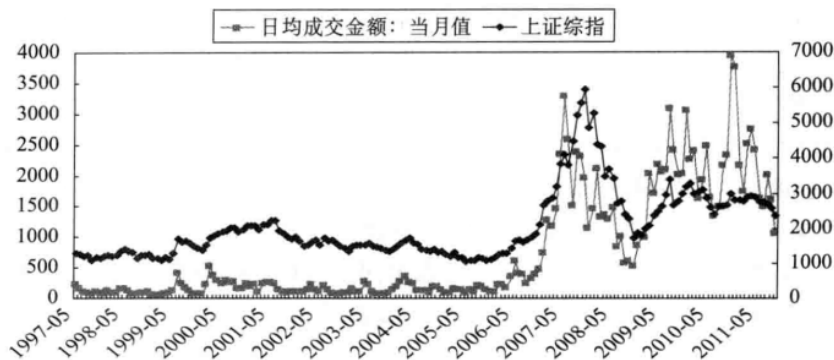


图 8-6 股市总市值与流通市值变化情况 (单位：亿元)

注：图中总市值与流通市值的年度数据是根据境内上市公司总市值与流通市值的月度数据平均得来，2011 年的数据择时根据 2011 年 1 月至 10 月的数据平均得来。

要 5 万亿元左右的资金推动。而现在如果指数要上涨 2500 点，则需要至少 19 万亿元以上的资金来推动。2010 年年初至今近两年的时间里 M2 仅增加 20.7 万亿元。因此，股票市场的供需状况的变化是导致行情低迷、交投低迷的一个重要原因，也是未来股市大幅上涨的巨大阻力。

从股市交易变化的情况来看（见图 8-7），随着股市流通市值大幅增加，股市流动性的提高，股市的交投也不断活跃。2007 年之前，日均成交额绝大部分的时间里保持在 50 亿元~300 亿元的水平，2007 年至 2008 年之间，日均成交额则保持在 500 亿元以上的水平，最高点达到了 3274.7 亿元的水平，而 2009 年以来，日均成交额均在 1000 亿元以上的水平，最高点则达到了 3927.37 亿元的水平。可见，不管从峰与谷的位置来看，股市的交投水平都在不断提高。

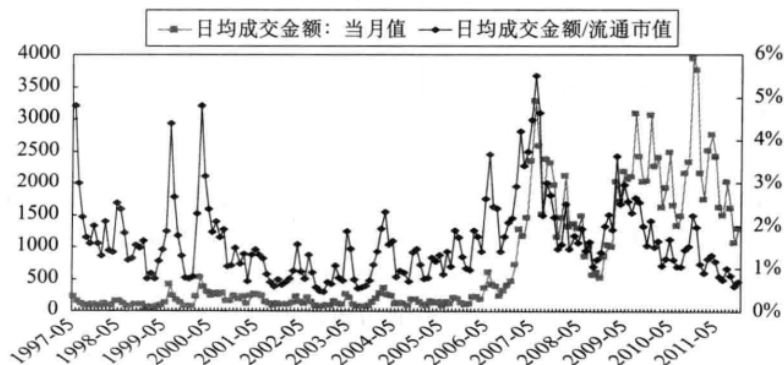


图 8-7 股市交易变化情况

从日均换手率（日均成交金额/流通市值）的周期波动情况来看，当前换手率水平已经有近6个月在1%以下，2011年9月更是下滑到0.6%，创下自2003年10月以来的新低，0.6%也已经接近1997年5月以来的0.46%的历史最低水平。可见，1000亿元的成交规模已经是属于交投极度低迷的境况。另外，日均换手率从2009年2月的峰值开始下滑至今已32个月了，已经超过1997年5月以来其他三次的调整时间（第一次：1997年5月～1999年2月，21个月；第二次：2000年2月～2002年10月，31个月；第三次：2007年5月～2008年8月，14个月）；如果将2002年10月的0.46%视为谷底，2007年5月的5.51%视为峰值，成交上升阶段运行了54个月，而成交下降阶段也运行了53个月，可见，成交反弹的时日并不遥远。

二、基于交易量波动的股市择时策略

从成交低迷阶段、成交活跃阶段以及成交平稳阶段的股市不同表现可以看出，价涨量增、价跌量减的现象在当前股市表现得非常明显。因此，我们可以根据日均换手率的波动来进行择时投资。在股市成交活跃阶段，股指表现优异，是投资者进行证券投资的最好时机，而在成交低迷阶段，股指表现极差，投资者应该规避证券市场下跌的风险，在等待股市成交触底反弹之后，投资者就可以从容进行资产配置。另一方面，我们一般在下月初获得本月的成交量以及流通市值等数据，如果根据成交量情况来进行择时投资，在观测到上月的数据后才做出投资决策，因此，投资的进入时间与退出时间各滞后日均换手率数据一个星期。为了使我们的择时配置策略更具有可操作性，我们构建一个投资组合，该投资组合初始资金为100万元，该投资组合在日均换手率由低位向上突破1.8%时买入，当日均换手率由高位向下跌破1.8%时清空组合。

1997年6月至今，投资组合的持有股票期间共16个时期，持有时间长短不一，具体组合收益如表8-4所示：

表 8-4 组合收益情况 (单位：万元)

组合持有期	组合当期收益率	组合期末价值	市场组合期末价值
1997年11月～1997年12月	-4.93%	95.07	77.44
1998年2月～1997年3月	-3.17%	92.06	82.23
1998年5月～1998年8月	-6.37%	86.19	86.63
1999年6月～1999年9月	23.52%	106.46	108.22
2000年2月～2000年8月	21.48%	129.32	138.11



续表

组合持有期	组合当期收益率	组合期末价值	市场组合期末价值
2003 年 5 月 ~ 2003 年 6 月	-1.00%	128.03	104.89
2004 年 2 月 ~ 2004 年 4 月	5.33%	134.85	120.54
2005 年 9 月 ~ 2005 年 10 月	-4.15%	129.26	77.67
2006 年 2 月 ~ 2006 年 3 月	0.83%	130.33	88.15
2006 年 5 月 ~ 2006 年 8 月	2.11%	133.08	111.55
2006 年 11 月 ~ 2007 年 12 月	172.82%	363.08	347.03
2008 年 2 月 ~ 2008 年 3 月	-6.50%	339.46	293.10
2008 年 6 月 ~ 2008 年 7 月	-19.82%	272.20	181.97
2008 年 12 月 ~ 2009 年 11 月	56.74%	426.64	215.65
2009 年 12 月 ~ 2010 年 1 月	-1.58%	419.90	217.83
2010 年 11 月 ~ 2011 年 1 月	-9.29%	380.89	193.48
2011 年 2 月 ~ 2011 年 10 月	—	380.89	168.58

注：持有期 1999 年 6 月 ~ 1999 年 9 月，意思是 1999 年 6 月第一个星期观测到上个月的换手率数据马上买入，在 1999 年 9 月第一个星期观测到上个月的换手率数据马上卖出；市场组合期末价值是指自 1997 年 6 月以来，用 100 万元资金买入并一直持有与上证综指收益率相同的市场组合的当期净值；组合期末价值计算中忽略交易成本以及投资组合退出期间的无风险利率收益。

截至 2011 年 10 月 31 日，投资组合期末价值为 380.89 万元，资产增值了 2.81 倍，投资组合的投资复合年收益率为 10.02%，而市场组合期末价值仅为 165.58 万元，资产仅增值 0.66 倍，市场组合的投资复合年收益率仅 7.31%，二者相差 2.71%。这种择时策略对于锁定阶段性牛市收益具有很好的效果，如（2000 年 2 月 ~ 2000 年 8 月：收益率 21.48%、2006 年 11 月 ~ 2007 年 12 月：收益率 172.82%、2008 年 12 月 ~ 2009 年 11 月：收益率 56.74%）。但是，从成功率来看，组合持有期共 16 个期间，获利的仅 7 个期间，成功率不足 50%；而且有三个期末（1998 年 8 月、1999 年 9 月以及 2000 年 8 月）择时投资组合期末价值低于市场组合期末价值，这必然会使投资者在投资过程中质疑该择时策略的有效性。这种基于交易量的择时策略存在的主要问题在于当观测到某月的日均换手率由低位向上突破 1.8% 或者由高位向下跌破 1.8% 时，该月股指已经大幅上涨或者下跌，但是我们只能在该月之后的一个星期买入或者卖出，这就影响了该择时策略的获利能力。

当然，从历史数据来看，这样一种择时配置策略还是有效的，可以获得一定的超额收益。但是，具体的投资策略还必须根据国家的宏观经济情况、



财政货币政策以及上市公司盈利预期等来确定，但我们的实证检验充分说明了根据不同交易量状态来进行择时投资是一种简单易行，且投资效果不错的策略，对我们的具体投资具有一定的参考价值。

第五节 结 论

综合交易量与股市周期波动分析，我们可以得出以下结论：

第一，在2004年之后，日均换手率波动与上证综指的波动协同比较明显，特别是2007年以来的顶底对应关系特别明显，基本上日均换手率到达高点之后的5个月内上证综指会到达牛市的峰值，或者日均换手率到达低点并在低位盘整之后的3个月内上证综指会到达熊市低谷，股市的日均换手率是很好的领先指标。

第二，从股市的表现来看，价涨量增，价跌量减的现象在当前股市表现得非常明显，成交活跃阶段的股市累计收益达到278.61%，成交平稳阶段的股市累计收益为-9.21%，而成交低迷阶段的股市累计收益则为-158.16%；成交活跃阶段与成交低迷阶段的股市表现反差非常大，两个阶段的月平均收益差达到8.45%，这充分表明了股指和成交量变化之间有着内在的、强烈的依存关系。

第三，实证结果表明：我国股票市场量价关系仅第一阶段存在量价之间双向的因果关系，在第二阶段仅存在收益率到成交量的单向因果关系；股市收益率对其自身及交易量冲击的响应机制存在明显的变化，第二阶段收益率对其自身冲击的响应水平明显高于第一阶段，而且第一阶段与第二阶段收益率对交易量冲击的响应水平方向相反。

第四，在我国股市量价关系中，价格影响交易量的效力较强，我国目前尚处于追求高收益的股市市场结构和交易行为，价值投资理念还未普及，中国股市资金推动型的特征越来越明显。另一方面，2005年以来，我国股票市场投资者持有A股流通市值份额的结构发生了明显的变化，这是导致股市收益率对其自身及交易量冲击的响应机制存在变化的重要原因。



第九章

中国股市价格与成交量的多分形特性分析

第一节 引言

金融市场中，证券价格的变动与其成交量息息相关，不可分割。从纯技术角度来看，证券价格即由市场资金与其供给关系所决定。正如技术分析经典格言“量价为先”所揭示，成交量是价格变动的内在动力，其变化必定在价格上得以反映。华尔街谚语亦云股价的变动需要成交量的支撑（“It takes volume to move stock prices”）。对此，已有一系列研究试图揭示金融市场中价格变化与成交量之间的定量关系，如 Ying（1966）与 Clark（1973）的分析即表明价格变动与成交量之间存在一个正相关。Clark 假设日间价格变动实质是一系列无关的日内价格变化之和，进而在日间价格变动的方差与每日平均交易次数之间建立了联系。Epps（1976）则进一步发展了量价关系的混合分布假说，即认为价格变动与成交量是由潜在不可观测的信息流共同决定，信息流的冲击同时产生成交量与价格变动而该信息流即为一混合变量，通常日内交易次数和成交量均可作为这一信息流的替代变量。而 Campbell（1993）等则研究了累计收益与成交量的关系，发现高成交量对应的收益倾向于发生反转。Lee（2000）等则分析了交易量与价格动量之间的联系，认为前期交易量对价格动量幅度与持续时间具有较好的预测能力。Llorente（2002）等研究考察了个股交易量与收益之间的动态关系，分析了当期收益、交易量以及下期收益间的关联，并强调非对称信息在分析、理解成交量与收益间动态关联的重要性。采用多分形（Multifractal）统计分析工具，Podobnik（2009）等研究表明标普 500 指数（S&P 500）日间价格波动与成交量变动服从幂律（Power Law）关联。而近期 Yuan（2012）等进一步利用该多分





形分析方法考察了我国沪深股票市场指数日间价格波动与成交量变化的关系,发现股票价格与成交量之间存在显著的长程关联特性。

本书利用我国证券市场近三年历史高频数据——每分钟成交数据,通过多分形统计分析方法考察价格与交易量之间的关联特性,发掘我国股票市场成交量与价格波动关系的最新发展趋势。这一分析不仅有助于考察验证交易量对价格波动的冲击,同时对挖掘、发展定量交易策略有重要的意义和借鉴。

第二节 研究方法

Mandelbrot (2004) 首先在棉花价格波动分析中观察到收益具有时间标度特性,并进一步发展、建立了分形理论 (Fractal Theory)。本书考察中,我们以 Kantelhardt (2002) 等发展建立的多分形去趋势涨落分析 (Multifractal Detrended Fluctuation Analysis, MF-DFA) 方法为基础对非平稳时间序列进行研究考察,并结合 Podobnik (2009) 等和 Jiang (2011) 等所发展的去趋势关联性 (Detrended Cross Correlation) 分析方法处理股价与交易量间的长程关联性。

为了分析价格与交易量序列的多分形特性,我们将所考察的时间序列记为 $x(i)$ ($i=1, 2, \dots, N$, N 为序列长度), $\bar{x}$ 则为该序列 $x(i)$ 的均值。假设 $x(i)$ 围绕着 $\bar{x}$ 做随机游走,进而我们可以得到该序列的轨迹,

$$y(i) = \sum_{k=1}^i [x(k) - \bar{x}], i = 1, 2, \dots, N \quad (9-1)$$

然后,我们即将该序列划分为 $N_s = \text{int}(N/s)$ 段、等长 s 部分。通常序列长度 N 与分段标度 s 并不能总是成整数的乘积关系,因而 $y(t)$ 末端可能存在一短序列。为了避免丢失尾部数据信息,即对序列 $y(t)$ 从相反方向重复相同的处理,进而得到 $2N_s$ 段数据,并通过最小二乘法对其进行拟合得到分段趋势。由此,我们即确定每段数据的方差,

$$F^2(s, \nu) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{y[(\nu-1)s+i] - y_\nu(i)\}^2, \quad (9-2)$$

其中 $\nu=1, \dots, N_s$, 以及

$$F^2(s, \nu) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{y[N-(\nu-N_s)s+i] - y_\nu(i)\}^2 \quad (9-3)$$



此时 $\nu = N_s + 1, \dots, 2N_s$, 而 $y_\nu(i)$ 则为第 ν 段的拟合关系。我们从而对每段数据集求平均得到第 q 阶涨落函数 (Fluctuation Function),

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{\nu=1}^{2N_s} [F^2(s, \nu)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}} \quad (9-4)$$

一般地指标变量 q 可以取除 0 值以外的实数值。对不同的时间标度 s 重复上述计算过程, 即可以得到 $F_q(s)$ 随着 s 变化的值。通过分析每个指标变量 q 对应的 $F_q(s)$ 与 s 的 $\log - \log$ 关系, 我们即能够确定涨落函数的标度特性。若序列 $x(i)$ 具有长程幂律关联特性, 则对于大值 s , $F_q(s)$ 应服从如下幂律关系,

$$F_q(s) \approx s^{h_q} \quad (9-5)$$

当 $q \rightarrow 0$, 因其指数项发散 h_q 的极限 h_0 并不能直接地由式 (9-4) 平均处理得到。对此, 我们可以通过对数平均的过程得到 h_0 ,

$$F_0(s) = \exp \left\{ \frac{1}{4N_s} \sum_{\nu=1}^{2N_s} \ln [F^2(s, \nu)] \right\} \approx s^{h_0}, \quad (9-6)$$

若指数 h_q 与 q 相关, 则称之为广义 Hurst 指数, 通常多分形序列的指数 h_q 即具有这一特征; 若该序列为单分形, 则 Hurst 指数 h_q 与 q 无关。序列不同的涨落振荡使得 h_q 指数与 q 之间表现出不同的特性。若 q 为正, 具有较大方差变动的数据将主导 $F_q(s)$, 因此 h_q 对应地描述较大涨落振荡的标度特性, 而通常较大涨落振荡对应的 h_q 指数为一小数值。而 q 值为负, 此时小方差变动的数据主导 $F_q(s)$, 使得指数 h_q 对应地表征序列较小振荡涨落的标度特性, 而指数 h_q 一般为一个较大数值。我们还可以进一步引入 Δh 度量序列的多分形特性,

$$\Delta h = h_{\max}(q) - h_{\min}(q) \quad (9-7)$$

即 Δh 越大, 则序列的多分形特性越强。

Podobnik (2008) 等将去趋势 (Detrended) 推广至时间序列之间关联性的分析即去趋势关联性, 在此基础上 Jiang (2011) 等进一步结合移动平均分析, 发展了多分形去趋势移动平均关联性分析方法 (MF-X-DMA)。假设考察的两个时间序列记为 $x(i), i=1, 2, 3, \dots, N$ 和 $y(i), i=1, 2, 3, \dots, N$, 并重复前述方法将序列划分成 N_n 个长度 n 的分段序列。对两个序列求和和分别即有 $X_v(k) = \sum_{i=1}^k x((v-1)n+i)$ 、 $Y_v(k) = \sum_{i=1}^k y((v-1)n+i)$, 其中 $k=1, \dots, n$ 。然后每段序列通过移动平均方法确定该区域的趋向, 分别记为 $\bar{X}_v(k)$ 、 $\bar{Y}_v(k)$ 。于是, 序列 $X(k)$ 、 $Y(k)$ 分别减去局域趋向 $\bar{X}_v(k)$ 和 $\bar{Y}_v(k)$ 即可计算得到去趋势协方差,

$$F_v(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [X_v(k) - \bar{X}_v(k)][Y_v(k) - \bar{Y}_v(k)] \quad (9-8)$$

进而我们即可得到第 q 阶关联函数，若 $q \neq 0$ 则

$$F_{xy}(q, n) = \left\{ \frac{1}{2N_n} \sum_{\nu=1}^{2N_n} |F_v(n)|^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}} \quad (9-9)$$

以及

$$F_{xy}(0, n) = \exp \left\{ \frac{1}{4N_n} \sum_{\nu=1}^{2N_n} \ln [F_v(n)] \right\} \quad (9-10)$$

若序列 $x(i)$ 与 $y(i)$ 服从幂律关联，则上述关联函数有标度关系 $F_{xy}(q, n) \sim n^{h_{xy}(q)}$ 。依标准多分形关系，我们即可定义标度指数 $\tau_{xy}(q)$ 表征时间序列的多分形特性，

$$\tau_{xy}(q) = qh_{xy}(q) - D_f \quad (9-11)$$

其中 D_f 为序列的分形维度，对时间序列即有 $D_f = 1$ 。若标度指数 $\tau_{xy}(q)$ 是 q 的非线性函数，则表明序列为具有多分形性质，即两序列间存在长程关联，不仅表明每一序列自身对其前值具有记忆性，同时对另一序列的前值同样具有长程记忆性。

第三节 数据描述

我们分析的数据为沪深两市的主要指数以及沪深 300 股指期货主力合约等三个当前 A 股市场中最重要资产基准。在我们的考察中，我们即选取各指数或合约每分钟的收盘价与对应的成交量，其中上证综指（SHCI）对应的区间为 2010 年 4 月 1 日至 2012 年 7 月 31 日，深圳成指（SZSC）则对应为 2010 年 1 月 1 日至 2012 年 7 月 31 日，而沪深 300 股指期货（CSI300）主力合约的取样区间为 2010 年 4 月 16 日至 2012 年 7 月 31 日。因此，SHCI 包含 136080 个数据点，SZSC 对应 150000 个数据点，而 CSI300 则包含了 150120 个数据点。在分析中，我们考察收益序列即 $\ln(P_{t+1}) - \ln(P_t)$ 、成交量对数值变动序列即 $\ln(V_{t+1}) - \ln(V_t)$ 的多分形特性，以及两者间的关联特性。



第四节 实证结果

一、市场数据的多分形特性

(一) 收益序列的多分形特性

我们首先对 SHCI、SZSC 和 CSI300 的收益序列分别进行 MF-DFA 分析。对涨落函数 $F_q(s)$ ，我们选择的尺度范围介于 16 到 $N/10$ ， N 为时间序列长度。我们即在图 9-1 左侧分别给出了上述各收益序列的涨落函数 $F_q(s)$ ，对应 $q = -10$ 与 $q = 10$ 的分支曲线限定了 $F_q(s)$ 函数的上下限。图 9-1 清楚地表明，在我们讨论的尺度范围内，涨落函数 $F_q(s)$ 很好地服从单一标度关系。同时，我们在图 9-1 右侧给出了阶数 q 介于 -10 与 10 之间的 Hurst 值 $h(q)$ 。SHCI 的 $h(q)$ 值由 0.662 单调地减小至 0.333，即 $h(q)$ 随着 q 变化而非一个常数值，表明该收益为多分形序列。相似地，SZSC 与 CSI300 的 $h(q)$ 值同样随着 q 变化，分别由 0.678 减小至 0.340，0.665 减小至 0.348。由此，SHCI、SZSC 与 CSI300 收益序列具有相近的多分形特性。在表 9-1 中，我们分别总结了三个收益序列不同 q 值对应的 $h(q)$ 指数。依据 Δh 值，我们发现 SHCI、SZSC 与 CSI300 等三个市场收益序列具有相近多分形的强度，但具体地，沪深 300 股指期货（CSI300）具有较弱的价格涨落。这一结果在一定程度上表明股指期货的日内多次交易并未加剧期货市场的波动，而股指期货市场较高的入市门槛以及交易频次的限制同样也抑制了市场的波动。

(二) 成交量变动序列的多分形特性

为了更好地理解价格形成的动态过程，我们接着进一步地分析成交量的多分形特性。于是，我们同样对 SHCI、SZSC 和 CSI300 成交量分别进行了 MF-DFA 考察，如图 9-2 (A)、(B) 和 (C) 所示。在计算中，我们选择的尺度范围为 10 到 $N/10$ ，图 9-2 左侧清晰地表明涨落函数 $F_q(s)$ 在该尺度范围表现出与收益序列不同的标度关系。即相较于价格收益序列，成交量变动序列的涨落函数 $F_q(s)$ 随着阶数 q 变化较为平缓，这一点同样在 Hurst 指数 $h(q)$ 的关系上得以反映，如图 9-2 右侧所示。在图 9-2 中，我们发现沪深 300 股指期货 CSI300 成交量变动序列表现出显著的差异：首先其涨落函数 $F_q(s)$ 在不同阶数 q 下基本呈现出平行关系，其次 Hurst 指数 $h(q)$ 随阶数 q

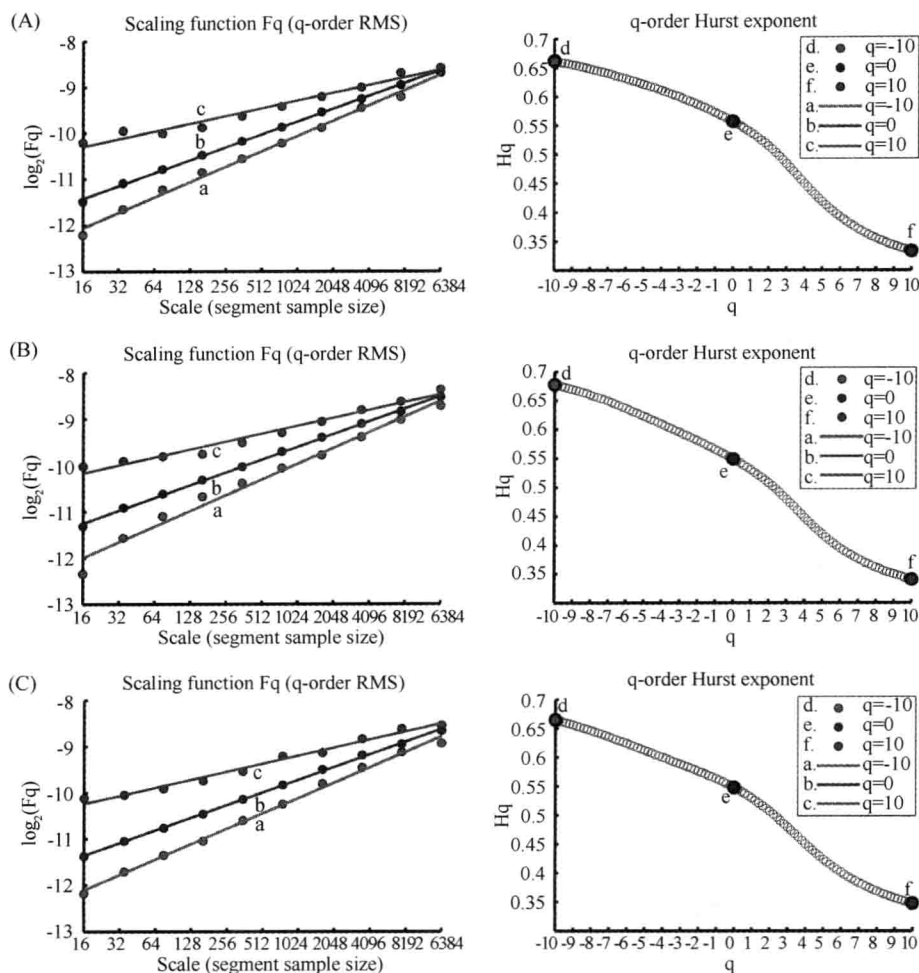


图 9-1 (A) SHCI 价格收益多分形涨落函数 (左) 以及广义 Hurst 指数与 q 的关系 (右); (B) SZSC 价格收益多分形涨落函数 (左) 以及广义 Hurst 指数与 q 的关系 (右); (C) CSI300 价格收益多分形涨落函数 (左) 以及广义 Hurst 指数与 q 的关系 (右)。

表 9-1 收益序列广义 q 阶 Hurst 指数

阶数 q	SHCI	SZSC	CSI300
-10	0.662	0.678	0.665
-8	0.648	0.660	0.646
-6	0.631	0.637	0.624
-4	0.610	0.609	0.600

续表

阶数 q	SHCI	SZSC	CSI300
-2	0.586	0.581	0.576
0	0.556	0.549	0.548
2	0.514	0.508	0.507
4	0.450	0.448	0.451
6	0.392	0.395	0.401
8	0.356	0.362	0.369
10	0.333	0.340	0.348
Δh	0.329	0.338	0.317

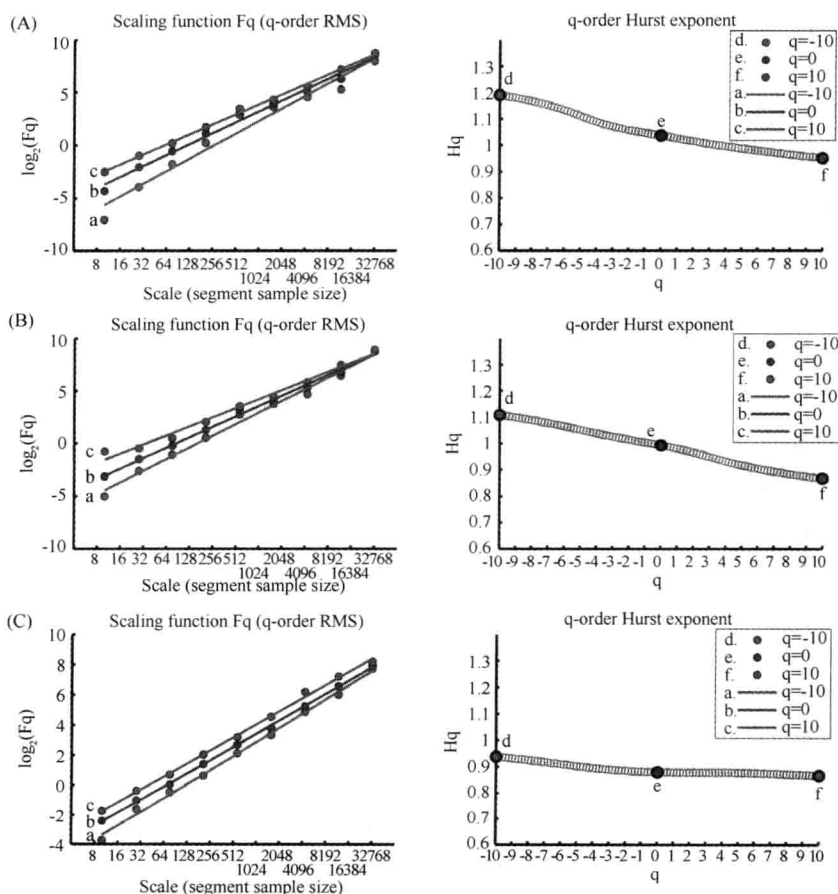


图 9-2 (A) SHCI 成交量变动多分形涨落函数 (左) 以及广义 Hurst 指数与 q 的关系 (右); (B) SZSC 成交量变动多分形涨落函数 (左) 以及广义 Hurst 指数与 q 的关系 (右); (C) CSI300 成交量变动多分形涨落函数 (左) 以及广义 Hurst 指数与 q 的关系 (右)。



的变化并无明显的单调变化行为。这一特性表明 CSI300 成交量变动的多分形特征并不显著，而更接近单分形的特性。我们在表 9-2 具体地给出了 SHCI、SZSC 以及 CSI300 成交量变动序列在不同 q 值下的 $h(q)$ 指数。同时，根据 Δh 值，可以发现沪深两市成交量变动的涨落具有相近的特性，分别为 0.241 与 0.240。而股指期货成交量变动的 Δh 则为 0.071 即表明其涨落变化并不显著。

表 9-2 成交量变动广义 q 阶 Hurst 指数

阶数 q	SHCI	SZSC	CSI300
-10	1.191	1.108	0.938
-8	1.168	1.089	0.925
-6	1.134	1.065	0.911
-4	1.089	1.038	0.896
-2	1.058	1.015	0.885
0	1.037	0.993	0.880
2	1.015	0.960	0.879
4	0.996	0.932	0.878
6	0.980	0.905	0.876
8	0.965	0.884	0.872
10	0.951	0.867	0.867
Δh	0.240	0.241	0.071

二、价格与成交量的关联性

利用 DCCA 方法，我们进一步考察分析了收益序列与成交量变动间的关联性。如图 9-3 所示，我们给出了 SHCI、SZSC 以及 CSI300 三个指数序列间相应的 Hurst 指数 $h(q)$ 与阶数 q 的变化关系。显见，三个 Hurst 指数 $h(q)$ 均随着阶数 q 变化而变化，这一关系清晰地表明无论是 SHCI、SZSC 还是 CSI300 均具有较强的多分形特性。需要指出的是，CSI300 对应的 Hurst 指数 $h(q)$ 较之 SHCI、SZSC 表现出显著的差异，即该指数与阶数 q 并不是单调变化的关系。在表 9-3 中，我们给出了三个 Hurst 指数 $h(q)$ 与阶数 q 的具体对应。

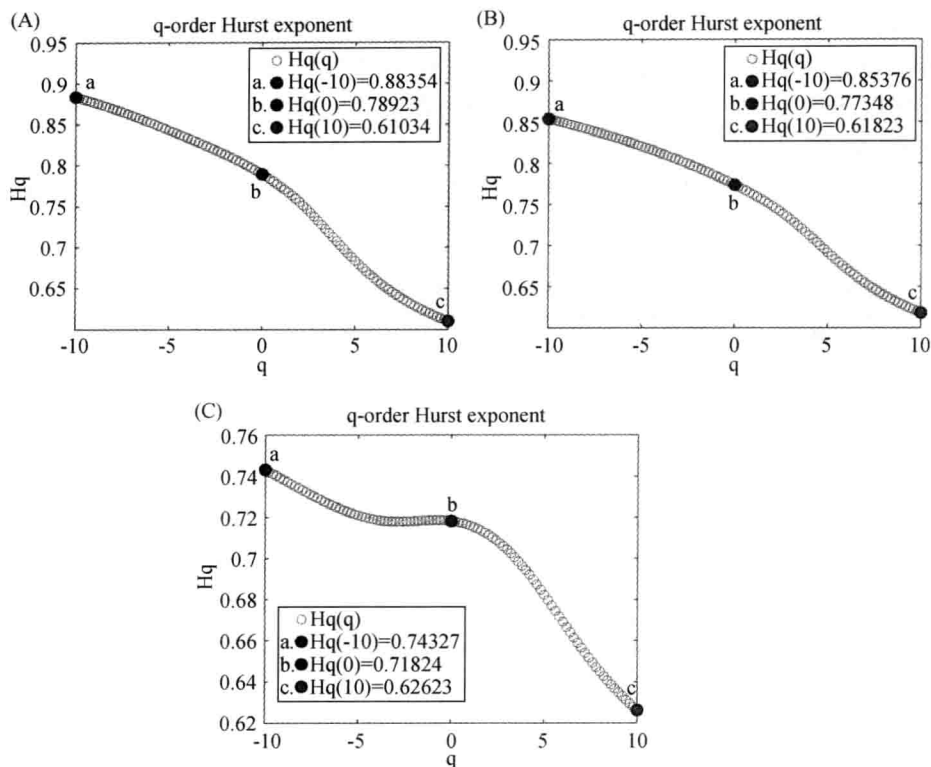


图 9-3 (A) SHCI 价格收益与成交量变动之间的广义 Hurst 指数；(B) SZSC 价格收益与成交量变动之间的广义 Hurst 指数；(C) CSI300 价格收益与成交量变动之间的广义 Hurst 指数。

表 9-3 收益与成交量变动的广义 q 阶 Hurst 指数

阶数 q	SHCI	SZSC	CSI300
-10	0.884	0.854	0.743
-8	0.869	0.842	0.733
-6	0.852	0.828	0.724
-4	0.834	0.812	0.719
-2	0.813	0.794	0.718
0	0.789	0.774	0.718
2	0.755	0.748	0.712
4	0.708	0.712	0.694
6	0.663	0.672	0.669
8	0.631	0.640	0.645
10	0.610	0.618	0.626
Δh	0.273	0.236	0.117



第五节 结论与建议

通过多分形去趋势涨落分析，我们对沪深市场以及沪深 300 股指期货的价格与交易量变化进行了研究，详细考察了收益序列、交易量变动的多分形特性，并通过 MF-X-DMA 考察两者间的关联性。这一结果将有助于我们更好地理解证券市场的复杂性。

同时，我们不仅扩展了以往的相关研究，而且揭示了不同市场成交量变动的分形特征。首先，我们对中国证券市场价格与成交量的高频数据进行了多分形趋势涨落分析（MF-DFA），并确认了收益序列以及交易量变动序列的分形特性。我们发现价格收益序列无论是 SHCI、SZSC 还是 CSI300 均具有相近的多分形特征强度 Δh ，表明三者之间存在接近的市场效率；对成交量变动的分析，我们则揭示 SHCI 与 SZSC 具有近乎一致的市场多分形强度，而 CSI300 的结果则表明其成交量变动接近于单分形序列的特征，即表明成交量的涨落变化并不显著。其次，我们对价格与成交量间进行了多分形关联性分析。结果表明，SHCI、SZSC 与 CSI300 在价格与成交量之间存在长程记忆性，具体即表现出较大的 Hurst 指数值；同时，多分形特征强度 Δh 同样揭示 CSI300 与 SHCI、SZSC 之间有着较大的差异。



第十章

基差变化与沪深 300 指数 和股指期货的波动性

——基于马可夫状态转换模型的考察

第一节 引言

股指期货对于股市的风险管理、波动降低、不对称信息降低等方面有着举足轻重的作用，而其相对于现货市场的高流动性和低操作成本更是使其成为投资者的一种重要避险策略、指数套利甚至投机操作工具，也正因为如此，现货与期货之间的基差及其与报酬率波动性方面的关系等问题也吸引了理论与实践领域的研究热潮。所谓基差（Basis），一般而言指的是现货价格与期货价格之间的价差。期货价格高于现货价格时为负基差，这时的市场称之为正向市场；反之，则为正基差，这时的市场为逆向市场。基差会随着现货价格的相对波动而产生变化，基差的变化会影响期货的避险效果，也即基差风险。基差风险的存在会使避险者的部位变好或变坏，因此，研究基差及其与波动性的关系对于风险规避、指数套利都具有重要意义。

Fama（1984）指出，基差包含未来现货价格变动的信息或者期货合约到期时的风险溢价信息，Figlewski（1984）也认为报酬和风险都是基于基差的行为。大部分研究结果显示，基差具有均值回归（Mean reversion）的特征。Sarno 与 Valente（2000）利用区间转换向量平衡修正模型（Regime switching vector equilibrium correction model）探讨 S&P 500 与 FTSE 100 指数现货与期货的关系时发现基差行为显示出非线性动态过程，且具有强烈的均值回归现象；Monoyios 与 Sarno（2002）进一步详细考察了基差这一特征。关于基差



与股市收益波动性的关系, Fama 和 French (1987) 研究美国 15 种商品市场价格行为时发现, 滞后的基差对于现货价格变动具有预测能力; Alizadeh 和 Nomikos (2004) 使用滞后基差变化作为现货价格收益的时变方差的解释变量时, 发现其影响显著。国内学者也对基差进行了一定的探讨与分析, 如管玉亚 (2004) 分析了基差稳定性、波动性与趋零性等特征以及对套期保值、投机的影响; 石玉洲 (2006) 则分析不同期货品种基差的构成以及正负基差对应的内涵; 易蓉等 (2008) 研究了沪铜期货基差的非线性动态调整特性; 张龙斌等 (2010) 则从基差对高阶矩的影响分析市场的风险与度量。

在研究方法上, Hamilton (1989) 利用间断状态移动马可夫转换回归发现两状态移动的模型具有描述周期性变化的能力。Engel 与 Hamilton (1989) 应用 Hamilton (1989) 发展出的马可夫转换模型 (Markov - switching model) 预测汇率, 发现其优于随机模型。Bollen 等 (2001) 比较 GARCH、ARIMA 及马可夫转换模型三种模型对汇率预测的能力, 实证发现马可夫模型预测值与实际值的三种误差较小, 能有效掌握汇率的区间, 减少决策错误几率, 降低投资风险。Smith 与 Layton (2007) 则考察了马可夫转换模型在商业周期预测上的应用, 指出马可夫转换模型能够有效提高预测的统计显著性。关于马可夫转换模型在股市波动性的应用, 比如有, Cai (1994) 结合 Engle (1982) 的 ARCH 模型与 Hamilton (1989) 的马可夫转换模型检验了美国 3 个月国库券超额报酬率波动持续性问题; Liu 等 (2012) 用两阶段模型对股市收益的波动性进行了研究; Marcucci (2005) 结合马可夫状态转换模型与 GARCH 模型, 系统地考察了不同波动性模型在股市波动性预测的能力, 实证研究表明马可夫转换模型与 GARCH 模型的结合能够显著提高对股市波动性的预测等等。

具体到沪深 300 股指期货市场的基差及其与收益波动性关系的研究, 国内外学者也进行了一些探索。但是, 总的来说, 关于沪深 300 现货与期货的基差, 及其与收益率波动性之间关系的研究还较少, 而马可夫转换模型可以有效区分波动性高低, 基于此考虑, 本书利用两状态的 MS - AR (1) 模型对沪深 300 股指期货与现货市场之间基差的波动状态, 以及现货与期货报酬率波动性对基差的影响进行实证分析, 同时, 为了更好地说明沪深 300 股指期货基差特征, 本书进一步加入了新加坡交易所的新华富时 A50 指数基差作为对比。因交易市场、指数成份与期货合约规格的差异, 两者之间存在着不完全相同的行为表现。

我们将利用两状态 MS - AR (1) 模型考察分析 CSI300、FTSE A50 基差



的波动率状态变化,以及相对应的现货、期货收益率波动性对基差的影响与关联。本书将在第一节建立模型与方法,第二节介绍数据来源与变量选取,第三节分析实证结果,最后给出结论和建议。

第二节 模型与方法

Markov 转换模型 (Markov Regime Switching Models) 能够灵活有效地处理多种不同状态过程的转换,因而在 GDP 增长率、汇率变化、股市波动等研究分析中受到广泛的应用与探讨。Markov 转换模型对不同状态的过程与特性分别处理,并认为不同状态间的转换遵从 Markov 过程。

具体地,某状态转换过程在 S_t 状态下,其变量 y_t 遵循过程,

$$y_t = a + \mu_{S_t} + \varepsilon_t \quad (10-1)$$

其中 $S_t = 1, \dots, k$, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{S_t}^2)$ 则为一均值为 0, 方差为 $\sigma_{S_t}^2$ 的正态分布即意味着若整个过程有 k 状态, μ 和 σ 对应即有 k 个值。在简单的两状态模型中,状态变量 S_t 即对应着一个两状态 Markov 链,

$$\Pr(S_t = j | S_{t-1} = i, S_{t-2} = g, \dots) = \Pr(S_t = j | S_{t-1} = i) = p_{ij} \quad (10-2)$$

其中状态变量 S_t 是不可直接观测的,但可以通过变量 y_t 的特征行为作推测计算。式 (2) 即假设状态间的转换仅依赖于其最近邻状态的前一时刻值。因此,我们即可通过状态间转换概率 p_{11} 、 p_{22} , 正态分布参数 σ 以及均值 μ 等参数完全实现对变量 y_t 的描述和推断。而进一步的推断中,两状态相应概率密度函数至为关键,由此我们可以通过条件状态概率做具体的计算和分析。在状态 $S_t = j$ 下,变量 y_t 的概率密度函数即表示为,

$$f(y_t | S_t = j; \gamma) = \frac{1}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(y_t - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2} \right] \quad (10-3)$$

其中 $j = 1, 2$, 而 γ 则对应为参数 $\{\mu_1, \mu_2; \sigma_1, \sigma_2\}$ 的向量。依此,对所有可能的状态 j 求和,我们即可得到 y_t 的概率密度函数,

$$f(y_t; \gamma) = \sum_{j=1}^2 \frac{\rho_j}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(y_t - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2} \right] \quad (10-4)$$

其中 ρ_j 为 j 对应的非条件概率。在两状态混合的假设下,令 p_{ii}^* 为状态 i 的概率,两状态 Markov 状态转换条件概率密度函数即为,

$$f(y_t; \gamma) = \frac{p_{1t}^*}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(y_t - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] + \frac{p_{2t}^*}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(y_t - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right] \quad (10-5)$$

若考虑本期状态受前期影响, 则可以通过 Hamilton 的 Markov 状态转换模型进行考察。该模型即由 Markov 混合模型发展而来, 考虑了前期解释变量对均值方程的影响, 对应两状态一阶 Markov 状态转换模型 (MRS-AR (1)) 即,

$$y_t - \mu_{s_t} = \vartheta \times (y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \varepsilon_t \quad (10-6)$$

其中 $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ 。状态变量 S_t 同样遵循 Markov 过程, 因而该值依赖于当期与上一期 S_{t-1} 值, 相应的概率表示即同于式 (10-2),

$$\Pr(S_t = j | S_{t-1} = i, S_{t-2} = g, \dots) = \Pr(S_t = j | S_{t-1} = i) = p_{ij}$$

在我们的考察与分析中即假定转移 p_{ij} 不随时间变化, 并通过最大似然法求解确定。与式 (10-5) 类似, 变量 y_t 的概率密度函数相应地表示为,

$$f(y_t | Y_{t-1}) = \sum_{s_t=1}^2 \sum_{s_{t-1}=1}^2 \left(\frac{1}{\sigma_{s_t} \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[(y_t - \mu_{s_t}) - \vartheta(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}})]^2}{2\sigma_{s_t}^2}\right\} \right) \times \Pr(s_t, s_{t-1} | Y_{t-1}) \quad (10-7)$$

其中 $\Pr(s_t, s_{t-1} | Y_{t-1})$ 对应为状态间的转换概率。本研究中, 我们进一步考察了现货波动率 ζ_t 、期货波动率 η_t 等对基差波动状态的影响, 因此式 (10-6) 即相应地改写为,

$$y_t - \mu_{s_t} - \alpha \zeta_t - \beta \eta_t = \vartheta(y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}} - \alpha \zeta_{t-1} - \beta \eta_{t-1}) + \varepsilon_{s,t} \quad (10-8)$$

而相关的对数似然估计函数则表示为,

$$LL(\kappa) = \sum_{t=1}^T \log f(y_t | Y_{t-1}) \quad (10-9)$$

我们即可以由最大似然估计法计算其最大似然参数估计值, 通过优化迭代计算确定不同状态对应的最佳参数与预期估计概率。具体地, 我们利用了 Matlab 统计 (Statistics) 与优化 (Optimization) 模块, 并借助 Marcelo Perlin 的 MS-Regress 软件包实现 Markov 状态转换相关参数的估算。

第三节 数据来源与变量选取

我们以 A 股沪深 300 指数 (CSI300) 与新华富时中国 A50 指数 (FTSE





A50) 为研究对象, 分别选取每周股价指数及其对应股指期货的收盘价格。其中, CSI300 指数是反映 A 股市场走势的主要指数之一, 覆盖了沪深两个证券市场, 具有较好的总体市场代表性, 与整个市场相关性高达 97%, 而对应期货合约于 2010 年 4 月开始在中国金融期货交易所上市交易; 而 FTSE A50 则是由新华富时指数有限公司为满足合格境外机构投资者需求而推出的交易指数, 选取了 A 股市场市值最大的 50 支股票, 以美元计价, 在新加坡交易所上市交易, 而其对应的期货合约则于 2006 年 9 月在新加坡交易所交易。在本研究中, CSI300 指数取样区间为 2010 年 4 月 16 日至 2012 年 6 月 15 日, 而 FTSE A50 指数的时间跨度则对应为 2007 年 1 月 5 日至 2012 年 6 月 15 日。其中, CSI300 指数及其期货数据取自于 Wind 数据库, 而 FTSE A50 指数及期货价格数据则来自于彭博 (Bloomberg) 金融终端。

我们以现货对数价格 $I_{i,t}$ 与期货对数价格 $F_{i,t}$ 之差作为现货与期货间基差的定义, 即

$$y_{i,t} = \ln \left(\frac{I_{i,t}}{F_{i,t}} \right) \times 100 \quad (10-10)$$

其中 $y_{i,t}$ 为资产 i 在 t 时刻的基差, 而现货与期货收益率序列则对应为,

$$R_{i,t} = (\ln P_{i,t} - \ln P_{i,t-1}) \times 100 \quad (10-11)$$

$R_{i,t}$ 即对应为资产 i 在 t 时刻的收益率。收益率或基差对应的波动性, 我们则通过四周期移动标准差来表征计算, 即取四周期的收益率或基差做标准差计算并依次后移一期计算相应的标准差。

我们在表 10-1 中给出了 CSI300 与 FTSE A50 指数基差的基本统计信息, 并同时比较了与 CSI300 同一时期内 FTSE A50 的统计特性 (记为 FTSE A50-I)。虽然指数基差与 A 股市场直接对应, 然而不同的成分股、不同的存续时间以及不同的期货合约规格, 使得相应统计信息有着显著的差异。如表 10-1 所示, 同时期内, FTSE A50 现货对期货的基差即 FTSE A50-I 的均值 (绝对值)、标准差、偏度 (绝对值)、峰度等基本统计量均小于 CSI300。而所有基差均具有较大的峰度系数, 呈现出“高狭”分布的特征, 即所谓的“厚尾”现象。而对各基差进行正态分布检验, 在 5% 显著水平下, 我们发现所有基差序列均拒绝正态分布的假设, 对应的 Jarque-Bera 统计量如表 10-1 所示。

表 10-1 CSI300 与 FTSE A50 指数基差的基本统计量

	均值	标准差	最大值	最小值	偏度系数	峰度系数	Jarque - Bera 统计量
CSI300	-0.1878	0.5879	1.8110	-2.5349	-0.5283	6.8853	75.7
FTSE A50-I*	-0.134	0.5131	1.4735	-1.9989	-0.4677	4.9827	22.4
FTSE A50	-0.0017	0.7097	3.5124	-3.6659	0.8598	12.2835	1032.5

注：* 与 CSI300 同期对应的 FTSE A50 基差。

第四节 实证结果与分析

我们首先对各指数基差进行随机游走假设的检验。随机游走假设认为过去所有的信息已完全体现在今日价格上，即下一期的期望值是今日的最佳估计值。而对于两状态 Markov 模型，若当期状态完全独立于上一期的状态即可认为基差遵循随机游走的假设。而当 $p_{11} = p_{21}$, $p_{12} = p_{22}$ 成立时，前一期状态不会影响当期状态出现的概率，则两状态间不构成 Markov 链。因此在相应的随机游走检验中，原假设 H_0 即为 $p_{11} = p_{21}$, $p_{12} = p_{22}$ ，备择假设 H_1 则为 $p_{11} \neq p_{21}$ 或 $p_{12} \neq p_{22}$ 或二者皆然。如果检验结果不拒绝原假设，即表示随机游走假设成立，此时状态 s_t 的分布独立于 s_{t-1} 。对于原假设 H_0 ，我们即采用对数似然比率（Log-likelihood Ratio, LR）检验，估计结果见表 10-2。我们发现基差 CSI300、FTSE A50-I 和 FTSE A50 对应的 MS-AR(1) 模型估计的最大似然函数值均大于两状态混合模型的最大似然函数值；同时对数似然比率检验也表明，指数基差均显著地拒绝随机游走的原假设 H_0 ，因此两状态 MS-AR(1) 模型成立。

表 10-2 模型估计结果

Panel A. CSI300						
两状态混合模型				两状态 MS-AR(1) 模型		
参数	估计值	标准差		参数	估计值	标准差
μ_1	-0.2101 **	0.0913		μ_1	-0.2116 **	0.0924
μ_2	-0.2748	0.1233		μ_2	-0.2816	0.1054
				σ	0.1233	0.0693





续表

Panel A. CSI300						
两状态混合模型				两状态 MS - AR (1) 模型		
参数	估计值	标准差		参数	估计值	标准差
P_{11}	0.941 ***	0.110		P_{11}	0.952 ***	0.110
P_{22}	0.493 *	0.130		P_{22}	0.617 **	0.170
σ_1	0.1165 ***	0.0248		σ_1	0.1194 ***	0.0247
σ_2	1.6734 *	0.1195		σ_2	1.6885 **	0.0979
α	0.1247 **	0.0578		α	0.1191 **	0.0304
β	-0.0920 *	0.0214		β	-0.0859 *	0.0154
似然函数值	-65.2487				-65.1256	
LR 检验			0.2462 ***			
Panel B. FTSE A50 - 1						
两状态混合模型				两状态 MS - AR (1) 模型		
参数	估计值	标准差		参数	估计值	标准差
μ_1	-0.2311 *	0.1385		μ_1	-0.0479	0.1196
μ_2	0.4174 ***	0.1287		μ_2	0.5822 ***	0.1407
				θ	0.4257 ***	0.0070
P_{11}	0.96 ***	0.15		P_{11}	0.95 ***	0.13
P_{22}	0.96 ***	0.14		P_{22}	0.94 ***	0.15
σ_1	0.1629 ***	0.0267		σ_1	0.1788 ***	0.0301
σ_2	0.1251 ***	0.0186		σ_2	0.1504 ***	0.0291
α	0.0673	0.0432		α	1.0299 ***	0.3642
β	-1.1297 ***	0.1314		β	-2.4336 ***	0.5264
似然函数值	-68.7845				-66.9724	
LR 检验			3.8242 ***			
Panel C. FTSE - A50						
两状态混合模型				两状态 MS - AR (1) 模型		
参数	估计值	标准差		参数	估计值	标准差
μ_1	-0.0314 *	0.0187		μ_1	0.0434 ***	0.0137
μ_2	0.0438	0.0878		μ_2	0.0427	0.0305

续表

Panel C. FTSE - A50						
两状态混合模型				两状态 MS - AR (1) 模型		
参数	估计值	标准差		参数	估计值	标准差
				δ	0.2435	0.0990
P_{11}	0.88 ***	0.080		P_{11}	0.87 ***	0.090
P_{22}	0.78 ***	0.080		P_{22}	0.81 ***	0.080
σ_1	0.0112 ***	0.0013		σ_1	0.0065 ***	0.0008
σ_2	0.9771 ***	0.0761		σ_2	0.8974 ***	0.0618
α	0.3098	0.1123		α	0.3441 ***	0.1369
β	-0.3624 *	0.1357		β	-0.4949 ***	0.1398
似然函数值	-160.0998			-155.4289		
LR 检验			9.3418 ***			

注：1. CSI300 表示沪深 300 指数估计结果，FTSE - A50 为新华富时 A50 指数估计结果，FTSE A50 - I 为与 CSI300 同期内新华富时 A50 结果。

2. *、**和 *** 分别代表 10%、5% 以及 1% 的显著水平。

我们在表 10-2 中分别给出了 CSI300、FTSE A50 - I 与 FTSE A50 基差对应模型的估计结果。由表 10-2 (A) 可知，MS - AR (1) 模型给出了两状态分布的估计结果(μ_1, σ_1^2)与(μ_2, σ_2^2)：即 CSI300 指数基差在状态 1， μ_1 、 σ_1^2 分别为 -0.2116、0.1194，而状态 2 时即有 μ_2 、 σ_2^2 为 -0.2816、1.6885。显然 μ_1 与 μ_2 均为负值，即表明市场中大多数时间是处于正基差的状态。同时结果表明高波动性下，基差均值 μ_2 要小于低波动性状态相应的均值 μ_1 。 P_{11} 为 0.952 则表明前期波动性低而当期波动性持续为低的概率较大，而 P_{22} 为 0.617 即意味着前期波动性高而当期波动性持续为高的几率并不太大。而 α 和 β 符号各异的估计值则表明现货和期货收益率波动性对基差具有相反的影响： α 为 0.1191 即表示 CSI300 指数现货收益率波动性高时，基差较大且影响显著；而 β 为 -0.0859 则意味着 CSI300 期货收益率波动性对基差的影响是负向的，也就是期货收益率波动性越大基差相应越小。同时， $\alpha \sim |\beta|$ 则表明现货收益率波动性对基差的影响与期货收益率波动性对基差的影响相当。这一结果可以认为是当前沪深 300 股指期货主要为机构交易者从事套期、保值，所以能够较好反映市场的趋势走向，因此现货、期货收益率的波动对基差具有相当的影响。

而对于新华富时 A50 指数/期货，我们则考察分析了两个时间区段的基差特性，即与 CSI300 同期的基差 FTSE A50 - I 和 2007 年年初至 2012 年 6 月





的基差 FTSE A50。如表 10-2 (B) 所示, 基差 FTSE A50-I 两状态对应的分布有 μ_1 为 -0.0479, σ_1^2 为 0.1788, 而 μ_2 、 σ_2^2 则分别为 0.5822、0.1504。可见, 对应两状态的波动特性相近, 并接近于 CSI300 基差低波动状态的波动率, 即表明同期内基差 FTSE A50-I 的波动要低于 CSI300 指数; 而两状态的差异主要体现在均值即对应为正负基差的转换, 虽然 μ_1 在统计上并不显著。而 p_{11} 、 p_{22} 分别为 0.95、0.94, 显示前期负 (正) 基差的状态而当期持续为负 (正) 基差的概率较高。对于 α 、 β , 估计结果则同样显示其对基差有显著影响, 并且与 CSI300 指数基差特性相似。 α 和 β 同样是符号各异即意味着: 现货收益率波动性大时, 基差较大; 期货收益率波动大时, 基差变小。同时 $|\beta| \sim 2\alpha$ 显示期货收益率波动性对基差变化的影响显著强于现货的变化。对此, 我们可以认为这一结果是因为现阶段合格境外机构投资者受限于 A 股市场内的套期、保值、对冲操作, 而更多地在新加坡交易所进行交易操作, 因此期货收益率波动性对基差变化有更强的作用, 同时也表明期货具有更强的价格发现能力。

而对于 FTSE A50 基差特性, 如表 10-2 (C) 所揭示, 对应的两个状态分布分别有 μ_1 为 0.0434, σ_1^2 为 0.0065, 而 μ_2 、 σ_2^2 则为 0.0427 和 0.8974, 即表现出高低波动性两个状态区间。显然, 与 CSI300 指数基差的一个显著差别是 FTSE A50 在这一时段的基差大部分时间内表现为正, 虽然 μ_2 在统计上表现得不够显著。 p_{11} 、 p_{22} 估计值分别为 0.87 和 0.81, 也就是说前期高波动性的基差状态在当期持续保持的概率较高, 反之亦然。进一步考察 α 、 β 的估计值, 我们发现结果与 CSI300 基差、FTSE A50-I 基差具有相似的特性, 即现货收益率的波动性对基差变化有正向影响, 而期货收益率的波动性则为负向影响。同时, $|\beta| > \alpha$ 即表明期货收益率的波动性对基差变化的作用强于现货。这一特性与前述分析是一致的, 即合格境外机构投资者对 A 股期货交易操作上较之现货有较大的限制和约束, 因此更倾向在新加坡交易所进行套期、保值、对冲的操作以获利和降低风险, 所以相应期货收益率的波动性对基差有更强的影响、作用。

表 10-3 则列出了各个基差在不同状态下几率的基本信息, 其中状态 1 的概率 (Prob1) 对应为当期状态为 1 而无论前期状态为 1 或 2 的概率, 即 $\text{Prob1} = p_{11} + p_{21}$; 状态 2 的概率 (Prob2) 同样有 $\text{Prob2} = p_{12} + p_{22}$ 。对于 CSI300 指数基差, 结果表明该基差处于状态 1 即基差波动性较高状态的几率平均值为 0.9233; 而处在状态 2 的概率平均值则为 0.0767。显然, CSI300 基差出现在低波动状态的几率远高于高波动性状态出现的概率。而对于新华富时 A50 指数, 与 CSI300 指数同期对应的基差 FTSE A50-I 在状态 1 的几

率均值为 0.5494, 处在状态 2 的几率均值则为 0.4506。也就是说, 基差 FTSE A50 - I 处于正基差或负基差状态的几率相近, 具有较强的均值回归特性。与之对应的, 基差 FTSE A50 则表现出高低波动性两个状态, 出现在低波动性和高波动性的几率均值为 0.7758 和 0.2242, 即该基差出现在低波动性状态的几率远高于出现在高波动性状态的几率。

表 10-3 指数现货一期货的基差在不同状态下概率的基本统计

	均值	标准差	最大值	最小值
Prob1 _{HS}	0.9233	0.1940	0.9953	0.0120
Prob2 _{HS}	0.0767	0.1940	0.9880	0.0047
Prob1 _{FTI}	0.5494	0.4074	1.000	0.00
Prob2 _{FTI}	0.4506	0.4074	0.9994	0.00
Prob1 _{FT}	0.7758	0.2529	0.9218	0.0000
Prob2 _{FT}	0.2242	0.2529	1.0000	0.0782

以上结果表明, 无论是与 CSI300 指数基差同期的 FTSE A50 - I 还是较长期的 FTSE A50, 均表现出与 CSI300 指数基差不同的特性。这些差别一方面是源于不同的交易所、合约规格、存续时间和成分股; 另一方面则可能是因为交易者的差异性以及合格境外机构投资者在 A 股现货、期货上的交易选择或偏好。

我们进一步在图 10-1 中给出了 CSI300 基差波动性与不同状态概率的对照结果。显然, 当处于状态 1 的概率较高时, 基差的波动率即四周期移动

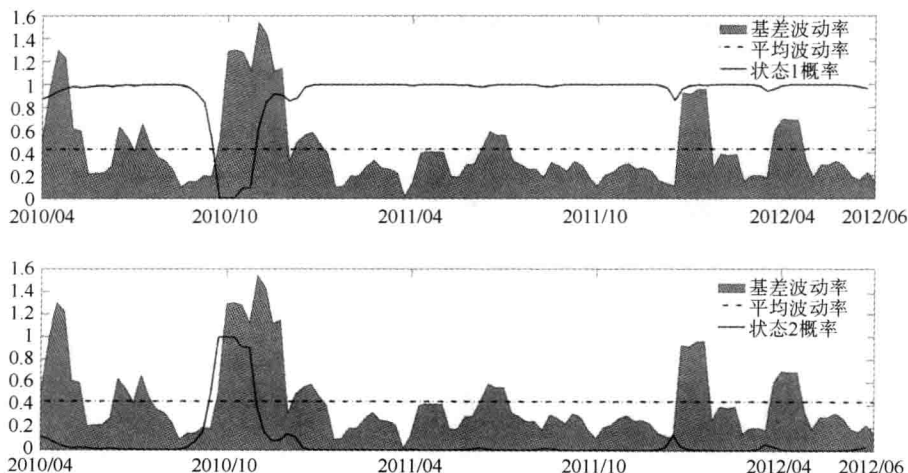


图 10-1 沪深 300 指数 (CSI300) 基差波动率与状态 1 及状态 2 对应的概率



标准差在大部分时间区间内小于其均值；对应地，处于状态 2 的概率较高时，基差的波动率即显著地高于其均值。而在图 10-2 中，基差 FTSE A50-I 的波动率在不同状态下都较接近于其波动率的平均值，我们对比分析基差变化发现这一状态转变更显著地表现为正负基差状态间的转换即表现出较明显的均值回复特性，如图 10-4 中所示。而对长周期基差 FTSE A50 的考察则发现其状态间的转换与 CSI300 基差较为相似，如图 10-3 所示，即处于状态 1 的概率较高时，基差的波动率显著地低于其均值，而处于状态 2 的概率较高时则对应表现出较高的波动性。这一结果进一步确认我们的研究假定即状态 1 为基差的低波动状态，状态 2 即对应为高波动状态。

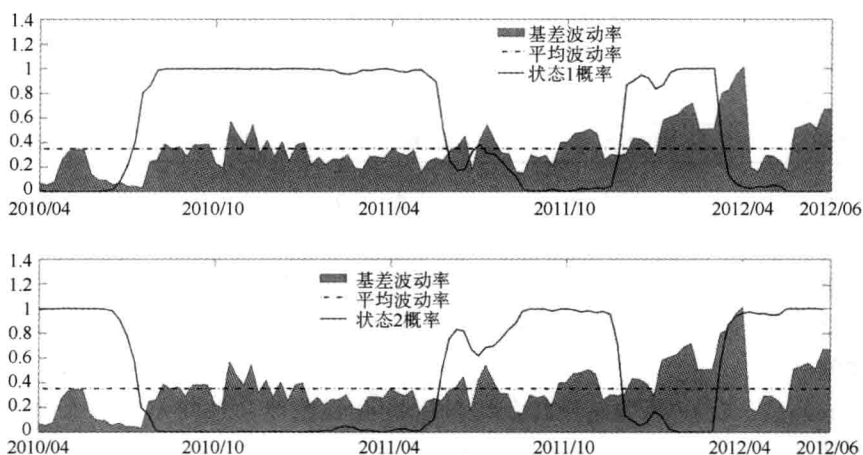


图 10-2 与 CSI300 同期的 FTSE A50-I 基差波动率与状态 1 及状态 2 对应的概率

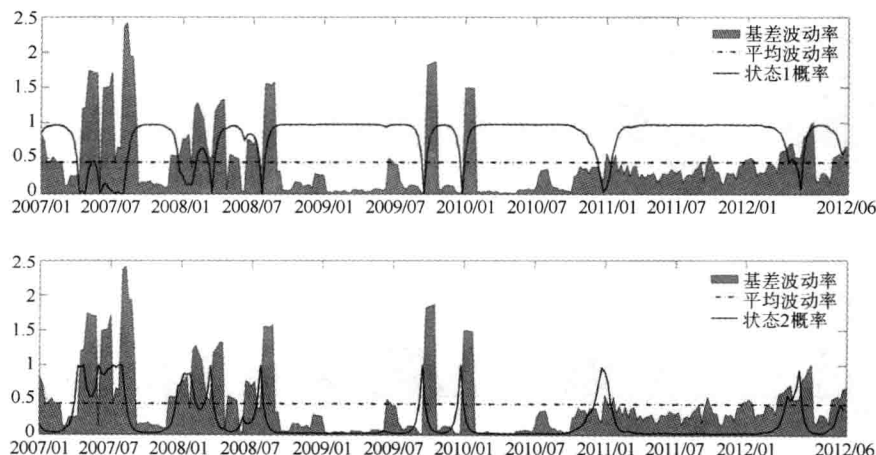


图 10-3 长周期 FTSE A50 基差波动率与状态 1 及状态 2 对应的概率

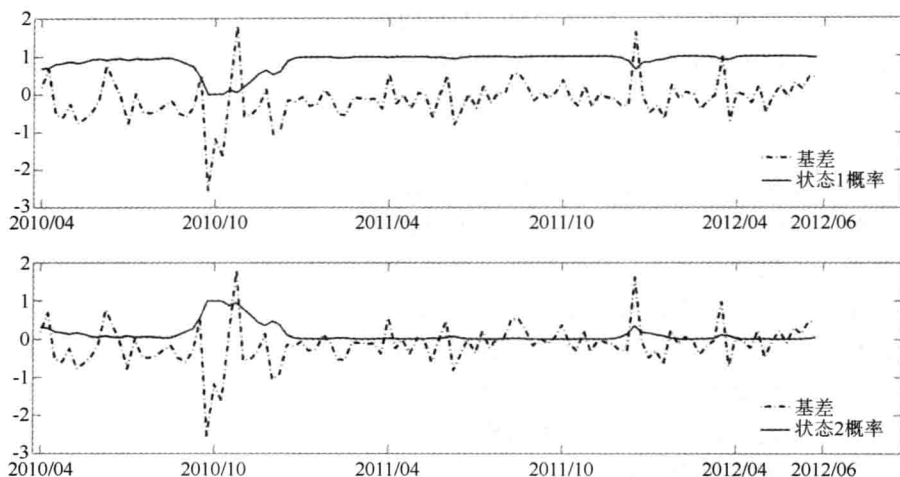


图 10-4 FTSE A50-I 基差与状态 1 及状态 2 对应的概率

第五节

结论与建议

本书将利用两状态 MS-AR(1) 模型考察分析 CSI300、FTSE A50 基差的波动率状态变化, 以及相对应的现货、期货收益率波动性对基差的影响, 实证研究发现, CSI300 和 FTSE A50 指数基差均存在高、低波动状态的两状态马可夫过程, 其基差行为具有均值回归特性。其中, 沪深 300 的基差大部分概率处于低波动状态, FTSE A50 基差也较多概率出现低波动状态, FTSE A50-I 则出现高低波动状态的概率差不多, 高波动概率稍微偏大; 沪深 300 的基差在高低波动状态时多为负基差, FTSE A50 则两状态基本都为正基差, 而 FTSE A50-I 则在高波动状态时多为负基差, 而在低波动状态时多为正负基差。沪深 300 和 FTSE A50-I 基差低波动状态持续概率都相当高, 即上期为低波动状态而当期仍为低波动状态的概率相当高, 但是, 沪深 300 基差高波动状态持续概率则一般, 且低于 FTSE A50-I, 而 FTSE A50 两种状态下的持续概率则较高, 且两种状态差别也不大。在收益波动率和基差的关系方面, CSI300、FTSE A50-I 和 FTSE A50 指数市场中收益率对基差影响的方向都一样。其中, 期货收益率波动性对基差的影响都为正, 现货收益率波动性对基差的影响都为负。不过, 三个指数收益率对基差的影响程度有差异,



在期货收益率的影响上，FTSE A50 - I 的期货收益率对基差的影响最大，分别是 FTSE A50 的 4 倍，CSI300 的 10 倍左右；在现货收益率的影响上，FTSE A50 - I 的现货收益率对基差的影响分别是 FTSE A50 的 5 倍，CSI300 的 30 倍。

以上结果表明，无论是与 CSI300 指数基差同期的 FTSE A50 - I 还是较长的 FTSE A50，均表现出与 CSI300 指数基差不同的特性。这些差别一方面是由于不同的交易所、合约规格、存续时间和成分股；另一方面则可能是由于交易者的差异性以及合格境外机构投资者在 A 股现货、期货上的交易选择或偏好。基差不同特性也意味着套利空间的存在，随着 A 股市场在全球中扮演越来越重要的作用，沪深 300 股指期货作为避险与套利工具的需求也越来越多，本书的实证结果对于这类投资需求具有一定指导意义，有利于相关投资者得出更好的投资绩效。





第三篇

交易策略上篇



第十一章

A + H 股配对交易研究

第一节 引言

通过之前的 A + H 股价差分析，发现 A + H 股价差由非理性的高溢价逐步回归到低溢价水平，而且这种普遍存在 A 股高溢价现象长期存在，违背“一价定律”。不过，这种违背“一价定律”原则的 A + H 股价差现象则提供投资机会。

在理想的状态下，双重上市公司股票价格不会存在差异，因为收益、负债和投票权相同两项资产的风险应该具有相同的基础价值风险，因此不存在套利机会。然而，在大多数双重上市资产的情况中，都存在着价格上的差异，也就存在着套利的机会。存在价格差异的原因是市场交易环境的差异，包括噪声交易者的比例、交易成本、交易机制的差异。由于我国资本市场之前长期缺乏做空机制及股票指数期货等衍生产品，使得统计套利策略不具备实施条件，然而随着我国融资融券的启动以及股期货上市交易，统计套利策略以及在此基础上的程序化交易日益受到众多机构投资者的关注。因此，本书以配对交易策略寻找 A + H 股套利机会。

第二节 套利原理

所谓统计套利是指基于统计方法挖掘套利机会，通过建立金融资产价格时间序列模型，拟合资产价格变化规律，识别资产组合内部统计错误定价关

系,发现两个或者两个以上资产之间存在的套利机会,设定交易阈值,通过计算机自动发出交易信号并执行的投资过程。

统计套利的核心是对市场风险的解构和重组。根据套利定价理论 (APT),资产的期望收益率与众多风险因子线性相关:

$$r_s = r_f + \beta_{s1}f_1 + \beta_{s2}f_2 + \beta_{s3}f_3 + \cdots \quad (11-1)$$

其中, r_f 是无风险利率, $\{f_n\}$ 是能够影响收益率的共同风险因子, β_{sn} 是该资产 s 对应于风险因子 n 的因子系数。

对于两个风险因子 f_a 和 f_b , 如果全市场的资产的因子系数组 β_{sa} 与 β_{sb} 不线性相关, 则称这两个因子是不相关的。统计套利模型就是希望找到一个与其他因子的组合不相关的风险因子和 f_n 一种分类方式, 使得资产池可以分为两组 A 和 B, 它们对应于的因子系数分别大于 0 和小于 0, 两组资产组合的期望收益率分别为:

$$\sum r_i = \sum r_f + f_n \sum \beta_{in} + f_1 \sum \beta_{i1} + f_2 \sum \beta_{i2} + \cdots \quad (11-2)$$

$$\sum r_i = \sum r_f + f_n \sum \beta_{in} + f_1 \sum \beta_{i1} + f_2 \sum \beta_{i2} + \cdots \quad (11-3)$$

分别做多和做空两个组合, 可以得到期望收益

$$\begin{aligned} r_{A-B} &= \sum_A r_i - \sum_B r_j \\ &= \left(\sum_A r_f - \sum_B r_f \right) + f_n \left(\sum_A \beta_{in} - \sum_B \beta_{jn} \right) + \\ &\quad f_1 \left(\sum_A \beta_{i1} - \sum_B \beta_{j1} \right) + f_2 \left(\sum_A \beta_{i2} - \sum_B \beta_{j2} \right) + \cdots \end{aligned} \quad (11-4)$$

找到这样的一个 f_n 和分组方式, 就可以以此为基础构造一个统计套利模型。模型的多头和空头仓位一样大, 保证了投资组合只承担模型选定的风险, 而将其他已知、未知的风险对冲, 从而获得稳定的收益。

配对交易是最常用的统计套利策略之一。所谓配对交易, 是选择两个历史价格变动有显著相关性的股票, 当它们的走势发生分化时, 做多相对弱势的股票, 做空相对强势的股票, 期望它们未来走势再次趋同时获利。关于配对交易主要有三种: 一是同行业的股票配对交易, 二是不局限于同行业的股票配对交易, 三是同行业和不同行业的配对交易。

除了在同行业和不同行业配对交易外, 还有一种大家最为熟悉的在不同市场上市的同一家公司的股票的配对交易。De and Jong, Rosenthal Dijk (2004) 以在两地挂牌上市公司的股价进行交易, 当一家公司两地的股价偏离正常水平时, 则做空价格高的, 买进股价低的, 直到价差回复至正常水平。作者发现此交易策略每年可提供超过 10% 的报酬率。Bertram (2009) 推导出证券价格服从伊藤扩散过程时, 基于预期收益率最大化条件下的最优



统计套利策略解析式, 并运用一只在澳大利亚和新西兰股票交易所同时上市的银行股进行了实证检验。

第三节 配对交易套利步骤

A + H 股配对交易步骤如下:

第一步: 基于相关性分析及协整检验, 选定配对组;

第二步: 借鉴 Gatev, Goetzmann and Rouwenhorst (2006) 和 Perlin (2007), 先将数据统一做标准化处理, 方法如下:

$$P_{it}^* = \frac{P_{it} - E(P_{it})}{\sigma_i} \quad (11-5)$$

其中, P_{it}^* 为资产 i 在 t 时刻的标准化价格, $E(P_{it})$ 为 P_{it} 的期望, σ_i 为资产 i 价格的标准差。然后计算 $P_{it} - E(P_{it})$, 一旦其绝对值高于某个阈值 d , 就触发交易, 卖高买低。

第三步: 计算策略收益, 并做参数修正。配对交易收益计算公式为:

$$R_{it} = \sum_{t=1}^T R_{it} D_{it}^1 + \sum_{t=1}^T D_{it}^2 \left[\ln \left(\frac{1-C}{1+C} \right) \right] \quad (11-6)$$

其中:

- (1) $R_{it} = \ln \left(\frac{P_{it}}{P_{it-1}} \right)$ 为资产 i 在 t 时刻的实际收益;
- (2) D_{it}^1 为虚拟变量, 多头建立取 1, 空头建立取 -1, 其他为 0;
- (3) D_{it}^2 为为虚拟变量, 建立交易时取 1, 否则取 0;
- (4) C 为每一次操作的交易成本;
- (5) T 为整个交易期的观测值个数。

第四节 A + H 配对套利分析

一、同时卖空的 A + H 股

从 2010 年 4 月 21 日我国融资融券上市以来, 于 2010 年 10 月 13 日也就





是在上市后 114 个交易日，融资融券总规模突破 50 亿元，并在突破 50 亿元之后的第 41 个交易日，融资融券总规模又突破了百亿元，截至目前为止，融资融券目前的总规模已突破 260 亿元。现在，共有 96 只融资融券标的个股，其中主板标的股票共有 92 只，占 95.83%，唯一被标的 4 只中小板股票分别为金风科技、宁波银行、苏宁电器及华兰生物。在 64 家 A + H 股上市公司中，在沪深市场共有 30 家作为融资融券标的股票。

香港是在股指期货后推出的融资融券，1994 年 1 月，香港证券交易所推出监管卖空实验计划，规定只有那些被指定的上榜股票才可以用来卖空，初期指定 17 只股票在“报升”（up - tick）规则下可以卖空。此后，可以卖空的股票不断被调整，陆续有新的股票被纳入和剔除出允许卖空的行列。1996 年 3 月，与卖空交易相伴的“报升”规则被取消，可以被卖空的股票增加至 113 只。截至目前为止，香港的融资融券标的股票增加到 454 只，包括主板和创业板中的个股，其中创业板标的个股为 5 只，分别为滨海投资、田生集团、威高股份、凯顺能源以及中国生命集团。在 64 只 A + H 股上市公司中，在港股市场共有 49 家作为融资融券标的股票。

因此，本书选择 21 家同时在沪深市场和香港市场都可以进行融资融券标的 A + H 股上市公司作为研究样本，时间范围为 2010 年 4 月 21 日 ~ 2011 年 4 月 21 日的日数据，数据通过了复权处理。

二、A + H 股配对组的选取

根据配对交易样本，按照配对交易策略步骤，对 A + H 股进行套利分析。

用统计软件测定 A + H 股配对样本的相关系数（见表 11 - 1 和表 11 - 2），只有中国南车和紫金矿业的相关系数大于 0.90，因而我们重点关注这两个配对组。

表 11 - 1 中国南车 A + H 股 Johansen 协整关系检验结果

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized		Trace	0.05	
No. of CE (s)	Eigenvalue	Statistic	Critical Value	Prob. **
None *	0.047657	18.85849	18.39771	0.0431
At most 1 *	0.029628	7.188119	3.841466	0.0073

续表

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)				
Hypothesized	Max - Eigen	0.05		
No. of CE (s)	Eigenvalue	Statistic	Critical Value	Prob. **
None	0.047657	11.67038	17.14769	0.2621
At most 1 *	0.029628	7.188119	3.841466	0.0073

表 11-2 紫金矿业 A+H 股 Johansen 协整关系检验结果

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized		Trace	0.05	
No. of CE (s)	Eigenvalue	Statistic	Critical Value	Prob. **
None	0.029894	12.03554	18.39771	0.3064
At most 1 *	0.020226	4.842664	3.841466	0.0278

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)				
Hypothesized		Max - Eigen	0.05	
No. of CE (s)	Eigenvalue	Statistic	Critical Value	Prob. **
None	0.029894	7.192876	17.14769	0.6919
At most 1 *	0.020226	4.842664	3.841466	0.0278

通过计量软件，对这两家公司的 A+H 股股价进行协整检验，结果显示：中国南车和紫金矿业两公司 A+H 股存在一个长期稳定的协整关系，因而可以建立配对组。

三、寻找配对交易机会

从图 11-1、图 11-2 可以看出，中国南车和紫金矿业 A+H 股基本同涨同跌，存在长期稳定的均衡关系，可以作为统计套利的配对组，挖掘低风险的正收益。

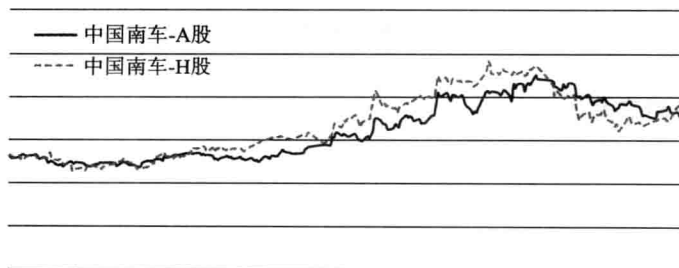


图 11-1 配对组中国南车 A+H 股价走势 (2010.4.21 ~ 2011.4.21)



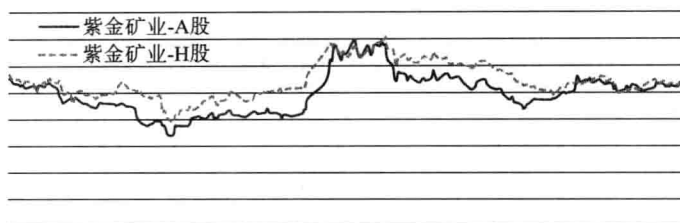


图 11-2 配对组紫金矿业 A + H 股价走势 (2010.4.21 ~ 2011.4.21)

从图 11-3 和图 11-4 可以看出，中国南车、紫金矿业 A + H 股价差分别在 $(-1.5, 2)$ ， $(-1.2, 0.2)$ 范围内波动，存在配对交易套利机会。

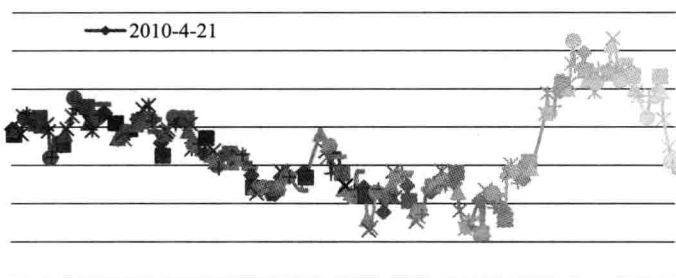


图 11-3 配对组中国南车 A + H 股价差分析 (2010.4.21 ~ 2011.4.21)

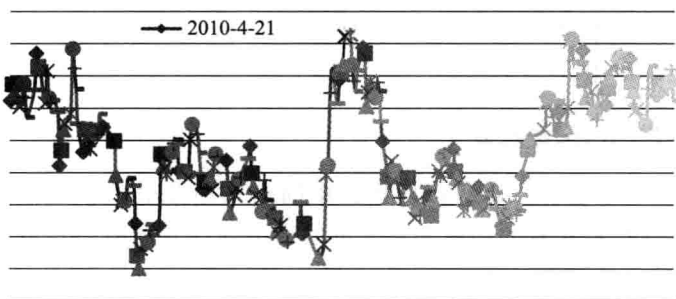


图 11-4 配对组紫金矿业 A + H 股价差分析 (2010.4.21 ~ 2011.4.21)

四、配对交易收益分析

从图 11-5、图 11-6 中可以看出，中国南车价格标准化以后的价差在 $(-2.5, +2.5)$ 之间波动，紫金矿业价格标准化以后的价差在 $(-2, +2)$ 之间波动，因此把中国南车阈值 d 设置为 $(0, 2.5]$ 之间，而把紫金矿业阈值 d 设置为 $(0, 2]$ 之间，采取高卖低买的配对交易策略。由于此处选取的 A + H 股均可进行卖空交易，因此 A + H 股的配对交易可用于实际投资之中。

结合实际情况做如下设定：

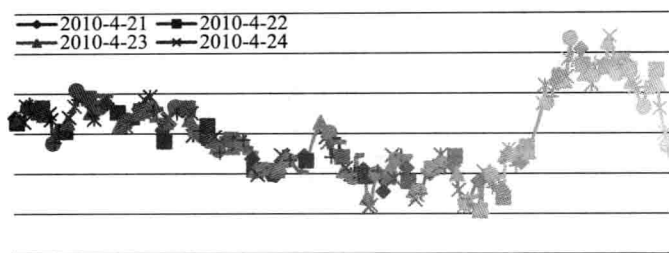


图 11-5 配对组中国南车 A + H 股价差分析 (2010. 4. 21 ~ 2011. 4. 21)

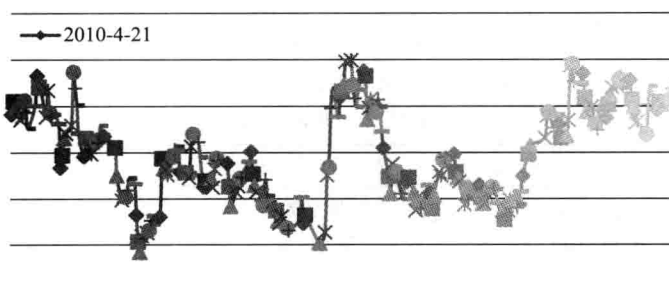


图 11-6 配对组中国南车 A + H 股价差分析 (2010. 4. 21 ~ 2011. 4. 21)

- (1) 每次交易金额设定为 10000 元；
- (2) 交易成本 C 设定为万分之 0.5；
- (3) 多头和空头最大持有期设定为 10 个交易日。

根据 A + H 配对套利策略，计算策略收益，结果如表 11-3 和表 11-4 所示。

表 11-3 中国南车不同 d 值的 A + H 股配对交易收益情况 (扣除交易成本)

d 值	空头收益		多头收益		配对交易总收益	
	每笔交易的平均收益	标准差	每笔交易的平均收益	标准差	每笔交易的平均收益	标准差
0.2	0.79%	6.07%	0.85%	5.83%	1.74%	5.35%
0.4	0.45%	5.38%	1.64%	7.00%	2.20%	5.42%
0.6	0.67%	4.39%	1.15%	6.51%	1.93%	5.19%
0.8	0.77%	7.35%	1.32%	6.16%	2.19%	5.94%
1.0	1.11%	6.22%	1.32%	5.41%	2.53%	4.86%

续表

d 值	空头收益		多头收益		配对交易总收益	
	每笔交易的 平均收益	标准差	每笔交易的 平均收益	标准差	每笔交易的 平均收益	标准差
1.2	1.08%	6.70%	1.35%	5.88%	2.53%	4.23%
1.4	1.40%	6.89%	1.13%	5.94%	2.63%	4.15%
1.6	1.10%	6.70%	1.24%	5.48%	2.43%	4.71%
1.8	0.98%	6.63%	1.18%	5.52%	2.26%	4.62%
2.0	1.39%	7.04%	1.08%	5.96%	2.57%	4.54%
2.2	1.38%	7.11%	1.09%	6.33%	2.57%	4.91%

表 11-4 紫金矿业不同 d 值的 A + H 股配对
交易收益情况（扣除交易成本）

d 值	空头收益		多头收益		配对交易总收益	
	每笔交易的 平均收益	标准差	每笔交易的 平均收益	标准差	每笔交易的 平均收益	标准差
0.2	-0.60%	8.46%	0.13%	9.69%	-0.47%	7.57%
0.4	-0.19%	7.60%	0.28%	10.81%	0.10%	8.52%
0.6	-0.80%	8.35%	0.32%	11.40%	-0.48%	8.71%
0.8	-0.85%	8.39%	0.50%	11.04%	-0.36%	9.34%
1.0	-0.52%	8.58%	0.09%	11.35%	-0.43%	9.70%
1.2	-1.15%	8.13%	0.28%	11.66%	-0.87%	8.97%
1.4	-0.84%	7.94%	0.25%	10.08%	-0.58%	7.24%
1.6	-0.80%	7.92%	0.07%	10.05%	-0.73%	6.78%
1.8	-0.33%	8.67%	-0.17%	11.13%	-0.50%	8.50%
2.0	-0.26%	8.61%	-0.27%	10.46%	-0.53%	7.78%

从中国南车 A + H 股配对交易收益情况来看：（1）配对交易效果较好，均实现套利正收益；（2）从标准差来看，配对交易的风险均小于仅做多或仅做空的风险；（3）当 $d = 1.4$ 时，平均每笔交易收益的平均收益达到 2.46%，为最大值（4）随着阈值 d 取值的增大，虽然包含配对交易机会的交易次数减少，但是配对交易总收益变化较小。

从紫金矿业的 A + H 股配对交易收益情况可以看出：（1）配对交易效果不理想，较少实现套利为正的收益；（2）当 $d = 0.4$ 时，套利收益为正收益，并且受成本因素和交易次数影响，其他均实现负收益；（3）配对交易波动性





风险却大于仅做空的风险，由此可见，单边下跌市中配对交易风险稍大。

第五节 结 论

在理想的状态下，双重上市公司股票价格不会存在差异，因为收益、负债和投票权相同两项资产的风险应该具有相同的基础价值风险，因此不存在套利机会。然而，在大多数双重上市资产的情况中，都存在着价格上的差异，也就存在着套利的机会。通过之前的研究发现 A + H 股长期存在价格差异，并且 A 股普遍存在溢价现象。本书根据统计套利原理，按照配对交易套利步骤，对 21 家同时在两地都被融资融券标的的 A + H 股上市公司进行配对交易研究。

通过研究发现，在选择样本时间内，只有两家 A + H 股（中国南车和紫金矿业）才满足配对交易条件，并且只有中国南车的配对交易效果较好。总的来说，在中国南车、紫金矿业 A + H 股配对交易套利中，由于各个阈值 d 取值间隔较大，加上可能在对配对交易参数取值选择不当，造成了负的套利收益，而且风险出现大于仅做空或仅做多的情形。因此，对于 A + H 股配对交易的阈值选取不仅是非常关键，而且还需要及时跟踪，才能套利出正收益。

第十二章

沪深300指数期货在动态 组合保险中的应用研究

第一节 引言

152

伴随着股指期货推出，股指期货所具有的卖空机制和高杠杆性将弥补当前资本市场的相关制度缺陷，增加投资者在策略制定、组合构造、投资管理等诸多方面的灵活性，从而引发了产品设计的根本性变革。一方面，传统理财产品可以充分利用股指期货的特点，优化投资管理；另一方面，股指期货还将催生一批如 Alpha 基金、结构化产品、套利产品等在内的创新型金融理财产品。本书拟讨论股指期货在投资组合保险管理中的应用，以期为本型基金或保本型理财产品设计提供新的思路。

传统的组合保险策略要求动态调整固定收益类资产与权益类资产的投资比例，在市场波动频繁时，容易产生很高的交易成本，从而造成保本误差。股指期货推出后，由于股指期货的交易费率很低，为了避免在传统组合保险策略实施过程中不断调整股票仓位所产生的交易成本，Loria, Pham 和 Sim (1991) 提出可以通过买入或卖出一定数量的股指期货增大或减少投资组合中的风险资产仓位来实现组合保险策略，其对澳大利亚市场的实证结果表明，基于股指期货的组合保险策略要优于传统的组合保险策略。然而，上述方法也存在着弱点，例如股指期货有可能由于错误定价等原因不能准确地复制股票组合，以及由于每日清算制度导致保证金盈亏产生的对保本效果可能影响。Binh 和 Robertf (2004) 进一步考虑了保证金盈余，对 Loria, S 的方法进行了改进，但是股指期货的定价误差仍然没有考虑。

本书在上述研究的基础上，进一步考虑了股指期货定价误差对组合保险



策略的影响，并对当前基于股指期货的组合保险策略进行改进，最后采用沪深300指数期货的数据对传统方法和我们的改进方法进行实证比较。实证结果表明，与传统方法相比，改进的方法可以有效减小股指期货错误定价造成的复制误差，从而提高股指期货在组合保险中的适用性。

第二节 组合保险技术主要策略回顾

保本基金的理论基础是投资组合保险策略。1976年，Leland 利用其扎实的学术基础与 Mark Rubinstein 创造了基于期权理论的投资组合保险策略学说。他们通过调整股票和无风险资产之间的比重来复制期权，从而达到保本的功能。继此之后，Black 和 Jones（1987）、Perold 和 Sharpe（1988）发展出 CPPI 技术用于股票投资。

投资组合保险策略共分两类：

1. 静态的投资组合保险：以股价指数期权或股价指数期货来进行避险，在持有的期间内并不作任何调整。

2. 动态投资组合保险：由连续改变所持现金或债券与股票比例，以达到避险的目的。动态投资组合保险策略常见的有四种：

（1）买入并持有策略，是指在确定恰当的资产配置比例、构造某个投资组合后，在诸如3—5年的适当持有期间内不改变资产配置状态，保持这种组合。

（2）恒定混合策略是指保持投资组合中各类资产的固定比例。即当股票市场相对于其他资产上升时，股票在投资组合中的比例将随之上升，投资者需要卖出股票并且再投资于其他资产，从而保持投资组合的构成比例不变。

（3）期权复制保险策略（OBPI）。投资者在没有适当期权的时候，完全可以通过复制的方式构建投资组合。Leland 和 Rubinstein 提出了复制股票期权的概念，可通过连续调整投资组合中风险资产和保留性资产的比例，达到与欧式保护性卖权策略一致的保险功能。

（4）固定比例投资组合保险策略（CPPI）。Black 和 Jones 于1987年提出了针对股权性证券的 CPPI 策略。CPPI 的基本思路是风险资产的最大损失不超过预先确定的数额，让投资者根据个人对收益的要求程度和对风险的承受能力选择适合自己的参数，通过动态调整资产组合，保证风险资产的损失

额不超过投资者的承受能力。

上面分析的四种动态组合保本策略中,前两种策略为简单的组合保险策略,保本效果较差,后两种为复杂策略保本效果较好。因此,本书重点研究使用股指期货来实现后两种组合保险策略,并与传统方法对比分析。

第三节

基于股指期货的投资组合 保险策略的改进研究

股票类基金一般都是由分散化的股票组合构成,可以类似的用买卖股票组合的办法动态复制该股票组合的看跌期权来规避下跌风险或利用 CPPI 策略来对基金产品进行组合保险,但是,不断的买卖一篮子股票的交易成本是相当高的,使得这种方法很难得到实际应用。股指期货的推出能够解决这个问题,买卖股指期货的成本相对要小得多,能够使得动态调整的成本降低为原来的十分之一。基金可以利用股指期货与股票指数、股票指数与基金之间的价格联动关系,通过动态调整买卖股指期货的数量来构造股票指数看跌期权,为基金对冲掉下跌风险。因此,下面对已有的基于股指期货的组合保险策略从理论上进行了系统的分析,并针对股指期货在组合保险应用中存在的问题提出了改进的方法,最后探讨了使用股指期货进行组合保险所面临的风险。

一、基于股指期货的期权复制组合保险策略的相关算法改进

传统的组合保险策略通过股票指数现货组合和债券来复制股票指数组合的看跌期权,下面为股票指数看跌期权的定价公式:

$$P_t = Ke^{-r(T-t)}N(-d_2) - S_t e^{-q(T-t)}N(-d_1)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_t}{K}\right) + \left(r - q + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{(T-t)}} \quad (12-1)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{(T-t)}$$

其中, P_t 为股票指数看跌期权在 t 时刻的价格, S_t 为标的股票指数 t 时刻的价格, K 为股票指数期权的执行价格(也就是策略要保护的组合底线价格), r 为连续无风险利率, q 为股票指数的连续红利率, σ 为股票指数报酬率的连续标准差, $T-t$ 为合约剩余时间, $N(\cdot)$ 为累积正态分布函数。

从上面的股票指数看跌期权定价公式可以得到:

$$P_t + S_t = [1 - e^{-q(T-t)} N(d_1)] S_t + Ke^{-r(T-t)} N(-d_2)$$

上式说明了如何用股票指数组合和债券复制股票指数和看跌期权的组合。随着时间和股票指数价格的变化,我们可以通过连续调整股票指数组合和债券的比例来进行动态复制,股票指数组合和债券的比例如下:

$$\begin{aligned} A_t &= [1 - e^{-q(T-t)} N(d_1)] S_t \\ B_t &= Ke^{-r(T-t)} N(-d_2) \end{aligned} \quad (12-2)$$

其中 A_t 和 B_t 分别为 t 时刻投资于股票指数组合和债券的价值。

这种“股票指数现货组合 + 债券”策略需要频繁地交易股票和债券,交易成本很高。股指期货推出后,由于股指期货的交易成本远远低于股票和债券,使用股指期货合约来对上述组合的头寸进行动态调整为解决上述问题提供了可能。Loria, Pham 和 Sim (1991) 提出可以通过买入或卖出一定数量的股指期货增大或减少投资组合中的风险资产仓位来实现组合保险策略。Binh 和 Robertf (2004) 进一步考虑了股指期货交易中的保证金盈余对策略的影响,对 Loria, S 的方法进行了改进。本部分将首先从股指期货价格过程和股票和债券价格过程的动态复制关系出发,对基于股指期货的 OBPI 和 CPPI 组合保险策略的原理进行分析。其中,重点分析基于股指期货的 OBPI 策略,由于 Loria, Pham 和 Sim (1991) 和 Binh 和 Robertf (2004) 研究中提到的 OBPI 策略,都是通过设定看跌期权的下限对风险资产的保本下限进行设定,而非对整个组合价值的下限进行设定,本书对这一问题进行完善,给出了设定对组合下限的方法。此外,由于 Loria, Pham 和 Sim (1991) 和 Binh 和 Robertf (2004) 研究中股指期货的定价误差仍然没有考虑,针对这一缺陷本书在考虑股指期货的定价误差的基础上提出了一种改进的组合保险策略。而后,进一步将股指期货在组合保险中的应用扩展到风险资产为非股指期货标的指数组合的情况。

(一) 股指期货价格过程与股票和债券价格过程的动态关系

为使用股指期货来实现组合保险策略,必须首先对股指期货与股票、债券之间的动态复制关系进行分析。股指期货与股票、债券之间价格的动态关系在股指期货定价公式中得到了充分反映。从股指期货定价过程 $F_t = S_t e^{(r-q)(T-t)}$ 出发,对公式进行求导,可得

$$\begin{aligned} dF_t &= e^{(r-q)(T-t)} dS_t - S_t e^{(r-q)(T-t)} \cdot (r-q) dt \\ &= e^{(r-q)(T-t)} [dS_t + S_t q dt - S_t r dt] \\ &= e^{(r-q)(T-t)} (dS_t + S_t q dt) - e^{(r-q)(T-t)} S_t r dt \end{aligned} \quad (12-3)$$

其中 $(dS_t + S_t q dt)$ 可以看作 t 时刻持有股票指数 S_t 带来的股价变动收益





与红利收益之和, 即 t 时刻持有股票指数 S_t 的瞬时总收益。 rd_t 可以看作 t 时刻持有无风险债券所带来的收益。

所以对于 t 时刻持有一份股票指数期货合约 F_t 的瞬时收益 dF_t , 我们可以通过持有 $e^{(r-q)(T-t)}$ 单位股票的瞬时收益 $e^{(r-q)(T-t)} (dS_t + S_t q dt)$ 和卖出 $e^{(r-q)(T-t)} S_t$ 单位的债券的支付 $-e^{(r-q)(T-t)} S_t \cdot rd_t$ 来得到。也就是说我们可以通过动态持有 $e^{(r-q)(T-t)}$ 单位的股票和持有 $-e^{(r-q)(T-t)} S_t$ 单位的债券的组合来复制 F_t 的价格过程。

从上面的分析可以看出, 股指期货与股指和债券之间存在如下的动态复制关系:

股指期货多头 = 股票多头 + 债券空头

股指期货空头 = 债券多头 + 股票空头

因此, 可以利用股指期货和股票债券的上述关系来对组合保险中的股票和债券的头寸进行动态的调整。

由于“股指期货多头 + 债券”组合保险策略需要持有大量的股指期货头寸来代替风险资产, 而基金的配置常常对股指期货的持仓量有严格限制, 所以在实际应用中“股指期货多头 + 债券”不如“股指期货空头 + 股票现货多头”常用, 在学术研究中也很少讨论。因此下面仅仅讨论“股指期货空头 + 股票现货多头”策略。

(二) “股指期货空头 + 股票现货多头”组合保险策略

通过前面的分析我们已经说明了如何用股票指数组合和债券复制股票指数和看跌期权的组合。本部分将对如何使用股指期货来实现 OBPI 策略进行分析, 这部分理论主要是参考了 Binh 和 Robertf (2004) 的研究。最后, 还对 Binh 和 Robertf (2004) 的策略中看跌期权的执行价格这个参数的设定进行了改进。

随着时间和股票指数价格的变化, 可以通过连续调整股票指数组合和债券的比例来进行动态复制股票指数和看跌期权的组合, 其中股票指数组合和债券的比例如下:

$$A_t = [1 - e^{-q(T-t)} N(d_1)] S_t$$

$$B_t = K e^{-r(T-t)} N(-d_2)$$

其中 A_t 和 B_t 分别为 t 时刻投资于股票指数组合和债券的价值。

然而, 这种“股票指数现货组合 + 债券”策略需要频繁地交易股票指数组合和债券, 因此导致了很高的交易成本。由于股指期货的交易成本远远低于股票和债券, 利用股指期货来实现上述股票和债券头寸的调整, 就可以大大降低上述组合保险策略的交易成本。

从前面股指期货价格过程与股票和债券价格过程的动态复制关系可以看出,“股票指数现货+债券”组合可以通过“股指期货空头+股票现货多头”策略进行动态复制。这种策略主要通过调整投资组合中股指期货空头头寸来复制保险组合中的债券头寸 B_t , 从而达到组合保本的目的。

因为股指期货和股票指数组合及债券之间存在如下关系:

$$dF_t = e^{(r-q)(T-t)} (dS_t + S_t q dt) - e^{(r-q)(T-t)} S_t \cdot r dt \quad (12-4)$$

所以有

$$-\frac{dF_t}{e^{(r-q)(T-t)} S_t} + \frac{(dS_t + S_t q dt)}{S_t} = r dt \quad (12-5)$$

从上式和前面的分析可知, $\frac{1}{e^{(r-q)(T-t)} S_t}$ 的股指期货空头头寸和 $\frac{1}{S_t}$ 的股票指数组合头寸组合的瞬时收益等于债券的瞬时收益。

因此,复制 B_t 的债券头寸需要持有的股指期货头寸为:

$$n_t = \frac{Ke^{-r(T-t)} N(-d_2)}{S_t e^{(r-q)(T-t)}} = \frac{B_t}{S_t e^{(r-q)(T-t)}} \quad (12-6)$$

这样 $\frac{B_t}{S_t e^{(r-q)(T-t)}}$ 数量的股指期货空头头寸和 $\frac{B_t}{S_t}$ 的股票现货多头头寸便构成一个价值为 B_t 的 delta 中性头寸,从而形成了对债券头寸 B_t 的 delta 中性复制。

更进一步,为了避免股票指数期货市场上保证金盈利和损失的清算,可以把模型修改为:

$$n_t = \frac{(B_t - \pi_t)}{S_t e^{(r-q)(T-t)}} \quad (12-7)$$

其中 π_t 为截至 t 时刻,期货清算的总累积盈余。

与上面类似 $\frac{(B_t - \pi_t)}{S_t e^{(r-q)(T-t)}}$ 数量的股指期货空头头寸与 $\frac{(B_t - \pi_t)}{S_t}$ 数量的股票现货头寸,加上 π_t 的保证金头寸,便形成一个对债券头寸 B_t 的 delta 中性复制。

通过上述分析可以看出,我们通过动态调整股指期货合约的空头头寸 $n_t = \frac{(B_t - \pi_t)}{S_t e^{(r-q)(T-t)}}$ 的大小就可以对原组合中的债券头寸 B_t 进行 delta 动态对冲调整。

基于股指期货的 OBPI 策略中,股指期货的持有量计算公式 (12-6) 和 (12-7) 最早是 Binh 和 Robertf (2004) 给出的。但是 Binh 和 Robertf





(2004)的研究中,设定的看跌期权的执行价格只是对组合 $(S_t + P_t)$ 中的 S_t 部分按照一定比例进行保本,而不是对整个组合按照一定的比例进行设定,这样会造成实际保本比例偏低。例如,如果需要保本的比例为 x ,设定执行价格 $K = xS_t$,则会造成实际保本比率为 $\frac{xS_t}{S_t + P_t} < x$ 。下面将给出如何根据初始资产投入和保本比例来设定看跌期权的执行价格。

假设初始投入资产为 W_0 ,需要对 W_0 进行保本的比例为 x ,OBPI策略可以表示为,

$$\begin{aligned} W_t &= n(S_t + P_t) \\ W_0 x &= n(S_0 + P_0) x = nK \end{aligned} \quad (12-8)$$

通过求解方程 $(S_0 + P_0)x = K$,计算得到期权的执行价格 K 代入公式(12-6)和(12-7)便可实行对组合 $W_t = n(S_t + P_t)$ 按照一定比例进行保本,而不是仅仅对 S_t 按一定比例进行保本。本书下面所讨论的OBPI组合保险策略中,执行价格 K 都是按照这种方法设定。

(三) 股指期货调整组合比例策略

“股指期货空头+股票现货多头”组合保险策略所形成的投资组合常常持有大量股指期货头寸。而通常股指期货和现货价格之间并不完全满足无套利的定价关系,因此,股指期货的错误定价会导致这两种策略存在较大的复制偏差,从而影响组合保险的效果。

为了减小投资组合中股指期货合约头寸,可以在组合开始配置时,依然按照期权复制策略配置股票和债券头寸,而在组合建立后,股票和债券头寸的动态调整则通过进行股指期货交易来实现。这种变通的组合构建管理方式既达到了利用股指期货降低组合动态调整成本的目的,又可以有效避免股指期货头寸过大带来的复制误差。

初始时刻股指期货的头寸为零。从上面的推导可知,所持有的股指期货头寸在时刻 t 的数量的调整过程为:

$$\begin{cases} n_0 = 0 \\ \Delta n_t = \frac{B_t - \pi_t}{S_t e^{(r-q)(T-t)}} - \frac{B_{t-1} - \pi_{t-1}}{S_{t-1} e^{(r-q)(T-t-1)}}, t > 0 \end{cases} \quad (12-9)$$

因此, t 时刻股指期货的头寸可以表示为:

$$n_t = \frac{B_t - \pi_t}{S_t e^{(r-q)(T-t)}} - \frac{B_0}{S_0 e^{(r-q)T}} \quad (12-10)$$

公式(12-9)、(12-10)给出了利用股指期货调整保本组合中股票资产和债券资产比例所需持有的股指期货的数量的动态过程。从公式(12-9)



和公式(12-7)的比较中可以看出,利用股指期货调整保本组合中股票资产和债券资产比例所需持有的股指期货的数量要小于“股指期货空头+股票指数组合”策略。

二、基于股指期货的 CPPI 算法及其改进

同样,在 CPPI 策略的应用过程中,也可以用同样的方法利用股指期货来对组合中的股票和债券的头寸进行动态调整,以实现投资组合的动态组合保险,从而降低传统的投资组合保本策略调整过程中的交易的费用,提高组合保险策略的效率。

在 CPPI 组合保险策略中,假设在保险期间内,投资于风险资产的价值为:

$$\begin{aligned} S_t &= \min[C_t, V_t] = \min[m(V - K_t), V_t] \\ &= \min[m(S_t + B_t - K_t), (S_t + B_t)] \end{aligned}$$

S_t 为 t 时刻风险资产的价值, m 为乘数, V_t 为 t 时刻组合总价值, K_t 为价值底线 K 在 t 时刻的现值,是 t 时刻组合的价值底线, B_t 为 t 时刻无风险资产价值, C_t 为安全垫。则通过动态调整风险资产组合 S_t 和无风险资产 B_t 的头寸便可以实现风险资产组合的保本。但是这种不断的买卖一篮子股票的交易成本是相当高的,使得这种方法很难得到实际应用。股指期货的推出可以解决这个问题,买卖股指期货的成本相对要小得多,类似于公式(12-7)、(12-9)、(12-10),同样可以推导出基于股指期货的 CPPI 策略。

三、基于股指期货的非标的组合保险策略

上述关于股指期货组合保险策略的讨论中,风险资产组合均为股指期货标的指数的组合。然而,在实际中,需要保险的资产组合很有可能并没有对应的股票指数期货,在这种情况下,股指期货是否仍然可以适用于风险资产的组合保险呢?

答案是肯定的。由于大多数风险资产组合和股价指数之间存在高度相关性,因此,依然可以通过选用与资产组合相关度较高的股价指数的股指期货合约来实现风险资产的动态组合保险。如果需要对冲的股票组合不是股指期货的标的股票指数组合,那么在使用股指期货对股票组合进行保险时,首先需要选择与需要保本的资产组合相关性较高的股价指数的期货合约。然后,需要对选用的股指期货合约收益序列与股票组合收益序列的最优对冲比率 β 进行计算。在获得 β 后,将上面介绍的组合保险策略中所需持有期货合约的数量乘以 β ,即可得到股指期货在股票组合保险中所持有的头寸。为了具体



检验此方法与改进算法配合的有效性，后面将进行深入的实证分析和讨论。

第四节 实证检验与分析

在上述理论研究的基础上，本书进一步实证探讨基于股指期货的不同模型在组合保险中的有效性问题。本部分将分别对股指期货在期权复制保本策略、CPPI 组合保险策略中的应用进行实证比较，同时也对股指期货在非标的指数组合保险中的应用进行探讨。

一、股指期货在标的指数组合保险策略中的应用的实证比较分析

我国沪深 300 指数期货合约于 2010 年 4 月 19 日上市。因此，实证数据选择了沪深 300 指数期货和现实 2010 年 4 月 19 日 ~ 2011 年 7 月 8 日的每日收盘报价数据，数据总共包括样本 297 个。

按照如下规定和假设构造组合，并分别以传统组合保险策略和基于股指期货的组合保险策略进行管理。组合构造规则如下：

(1) 投资期限选择为股指期货推出日 2010 年 4 月 19 日到 2011 年 7 月 8 日，共 296 个交易日。

(2) 每个投资组合的初始资金为 1 亿元，保本比率为 85%。

(3) 无风险利率（或债券收益率）为常数，设为 4%。

(4) 选取沪深 300 指数为投资的风险资产对象。实际操作中不可能也没有必要按照沪深 300 指数投资于所有的股票，而可以自行构造一个适当的股票组合，或者直接投资于跟踪指数的 ETF，指数值则表示风险资产的价格。

(5) 不考虑股利的发放，实际上计算沪深 300 指数时已经吸收了股票股利的影响。

(6) 指数收益率的波动率不必为常数，运用滑动平均方法进行每日更新。

(7) 股票现货的交易成本为交易金额的千分之五，包括佣金千分之一、印花税千分之一和价格冲击千分之三。股指期货的交易成本为合约价值的万分之一，包括佣金万分之零点八和价格冲击万分之零点二。

(8) 卖空限制，即，任意时刻投资于风险资产的头寸不能超过当时总资产的价值。



在投资期间的起始日分别采用不同的投资策略就初始资金 1 亿元进行投资，投资中分别采用 OBPI 策略、基于股指期货和股票动态复制的 OBPI 策略以及基于股指期货对风险资产和无风险资产头寸调整的 OBPI 策略对资产的头寸进行动态调整来实现投资组合的动态保险。投资组合的动态仿真结果对比如图 12-1 所示，其中 data1 是仅采用股票和债券的 OBPI 策略的仿真结果，data2 是基于股指期货和股票动态复制的 OBPI 策略的仿真结果，data3 是使用股指期货对初始股票和债券头寸进行动态调整的仿真结果。

从图 12-1 中可以看到，data2 和 data3 最终都跑赢了 data1，使用股指期货的 OBPI 策略由于减少了交易摩擦，最终都跑赢了仅使用股票和债券的 OBPI 策略。但是，传统的基于股指期货的 OBPI 策略由于股指期货的定价偏差大，对期权的复制存在较大偏差，在 2010 年 5 月市场暴跌时，跌破了 85% 的保本底线，但长期来看，data2 之后还是一直跑赢了 data1，这说明利用股指期货对用投资组合的动态调整具有成本优势。

本书提出的方法，对 data2 使用策略的复制误差进行了改进。从仿真结果可以看出，data3 仅在 2010 年 5 月市场暴跌时，由于期货贴水曾小幅低于 data1，但没有跌破保本底线，复印偏差已经大幅减少。长期来看，296 个交易日以后，data3 跑赢了 data1 大于 10 个百分点，并且实现了正收益，而 data1 亏损达十个点。

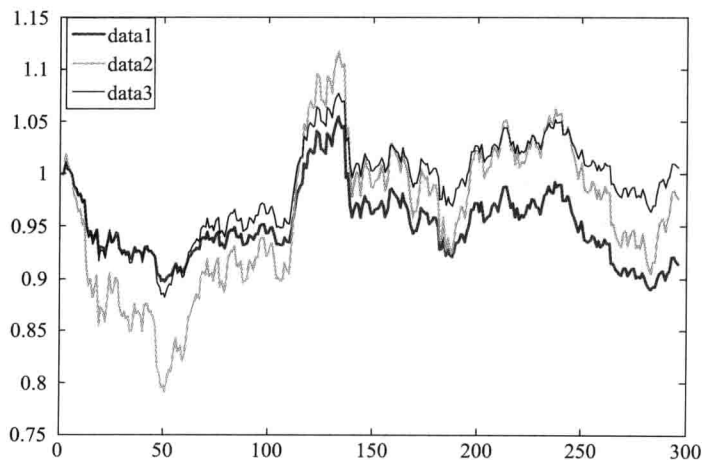


图 12-1 OBPI 策略仿真结果对比

使用 CPPI 策略的投资组合动态仿真结果对比如图 12-2 所示，其中 data1 是仅采用股票和债券的 CPPI 策略的仿真结果，data2 是基于股指期货和股票动态复制的 CPPI 策略的仿真结果，data3 是使用股指期货对初始股票和债券

头寸进行动态调整的仿真结果。从图 12-2 的 CPPI 的仿真结果可以看出和图 12-1 类似的情况，最终 data3 跑赢了 data1 和 data2，并且成功实现了保值，也避免了 data2 的复制误差。

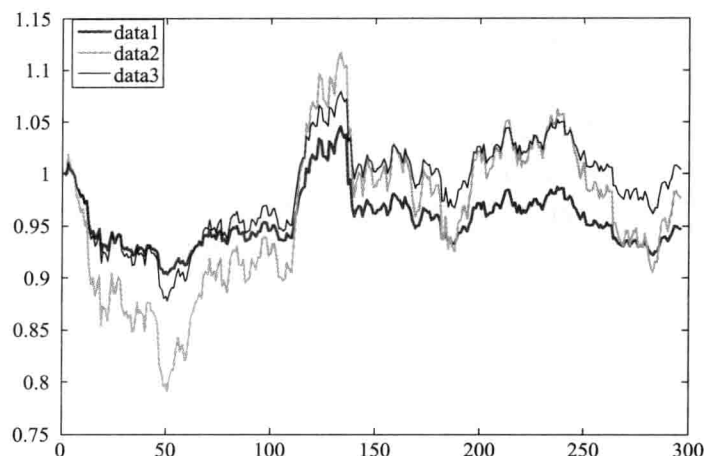


图 12-2 CPPI 策略仿真结果对比

二、股指期货在非标的组合保险中的应用的实证比较分析

实证数据为上证 50 指数和沪深 300 指数期货 2010 年 4 月 19 日 ~ 2011 年 7 月 8 日的每日收盘报价数据，数据总共包括样本 297 个。其中，上证 50 指数作为与股指期货标的指数不一致的风险资产组合，从而验证股指期货在非标的指数组合保本中的效果。在各个投资期间的起始日分别对 1 亿元初始资金采用不同的投资策略进行投资，投资过程和假设与前面的叙述大致相同，只是由于投资的资产组合和股指期货的标的指数不一致，导致上述复制方法不能直接应用。因此，首先计算得到使用沪深 300 指数期货对冲上证 50 指数风险的最优对冲比率 β 值。而后将此前使用股指期货对标的指数组合进行保本时的期货头寸乘以 β 即可得到股指期货在股票组合保险中所持有的头寸。

首先，通过沪深 300 指数期货对上证 50 指数进行最小二乘回归，计算得到沪深 300 指数期货的最优对冲比率在各个不同时期通常稳定在 0.65 左右，因此 β 取值为 0.65。然后，投资按照传统的 OBPI 策略和 CPPI 策略、基于股指期货和股票动态复制的 OBPI 策略和 CPPI 策略以及基于股指期货对风险资产和无风险资产头寸调整的 OBPI 策略和 CPPI 策略分别对资产头寸进行动态保险。



从图 12-3 和图 12-4 可以看出, 在 OBPI 和 CPPI 策略中, 都是 data3 的效果为最优, 与 data1 策略相比能有效地降低交易成本, 提高组合收益, 又能避免 data3 策略的复制误差。由此可见, 基于股指期货对传统 OBPI 和 CPPI 策略进行组合比率动态调整的组合保险策略, 在非股指期货标的指数的组合保本中也能取得很好的效果。

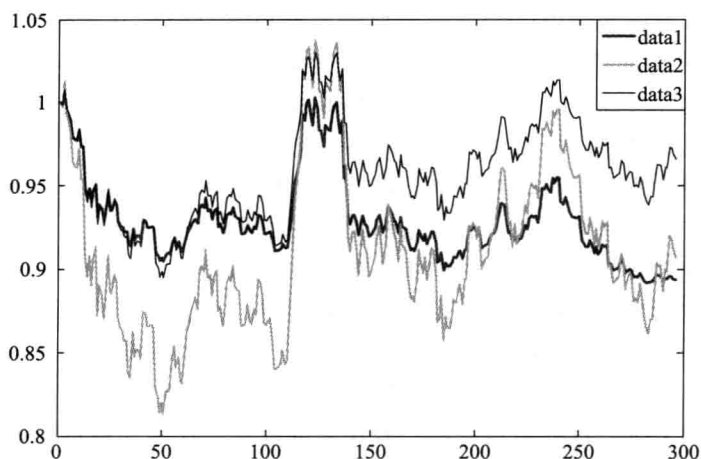


图 12-3 使用 OBPI 策略对上证 50 指数
进行组合保险的仿真结果对比

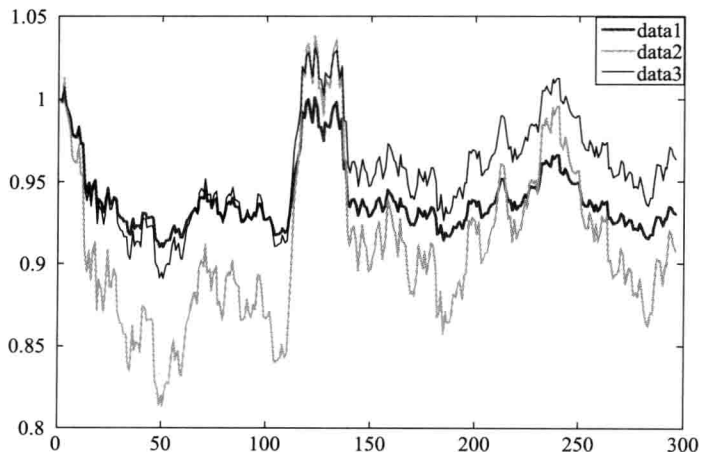


图 12-4 使用 CPPI 策略对上证 50 指数
进行组合保险的仿真结果对比

第五节 小结

本书从股指期货价格过程和股票和债券价格过程的动态复制关系出发，对基于股指期货的 OBPI 和 CPPI 组合保险策略的原理进行了分析。由于 Loria, Pham 和 Sim (1991) 和 Binh 和 Robertf (2004) 研究中股指期货的定价误差仍然没有考虑，针对这一缺陷本书在考虑股指期货的定价误差的基础上提出了一种改进的组合保险策略。而后，我们进一步将股指期货在组合保险中的应用扩展到风险资产为非股指期货标的指数组合的情况。最后，利用沪深 300 指数期货数据，对不同的策略的效果进行了实证比较。使用沪深 300 指数对标的指数组合进行保险的实证结果表明，在利用传统的组合保险策略对风险资产组合和无风险资产进行配置后，基于股指期货对传统 OBPI 和 CPPI 策略进行组合比率动态调整的改进组合保险策略，可以降低交易成本并且复制误差低，因此可以提高组合保险的效果。而对非标的指数组合进行保险的结果表明，基于股指期货对传统 OBPI 和 CPPI 策略进行组合比率动态调整的组合同保险策略，在非股指期货标的指数的组合保本中也能取得很好的效果。



第十三章

基于股指期货主力持仓数据的 市场趋势预测指数模型研究

第一节

引言

2010年，沪深300指数期货推出以后，中金所开始每日公布期指前20名的主力持仓情况。期指的主力持仓数据为投资者观测主力机构动向，预测股市涨跌提供了可能。因此，关于期指主力持仓是否是股市的“章鱼哥”成为最近以来业内争论的热点。

Larry Williams (2005) 系统地论述了美国商品期货交易委员会发布的期货持仓报告能够反映影响期货价格的有效信息，并提出了构造期货持仓报告指数的方法用于期货行情预测。国内，长江证券最早发现股指期货主力持仓的预测能力。根据长江证券的统计，截至2010年8月12日，股指期货净仓位连续12天准确预测下一天大盘的涨跌。国泰君安期货一份题为《基于中金所公布持仓的行情判断》的研究报告显示，从股指期货上市以来至今年2月15日，国泰君安期货的净持仓和净持仓变化对未来行情的预测准确率均达到了54.27%。显然，这些研究都表明股指期货净仓位可以看做股市涨跌的风向标。

然而，长城伟业期货的刘超认为期指持仓的预测能力有限，正确概率仅为56%。华泰长城期货的陈伟刚也认为，中金所披露的排名前20席位的净持仓对于期货价格和现货价格走势的研判并不具备特别的意义。他认为，前20名会员持仓呈净空状态是一种市场常态，这是因为期现套利交易者和套期保值交易者往往会首选大型公司进行交易，导致这些席位空头持仓量较大，因此前20会员的净空状态并没有什么特别的含义。





通过以上分析可以看出，中金所公布的主力会员持仓报告是否具备预测股市的能力还没有形成一致的结论，以往研究还存在以下不足。第一，现有研究都未从理论上解释主力会员持仓数据具有预测能力的原因，主力会员的持仓是由大量不同投资者的持仓构成，并不是单一机构的行为，因此，主力会员的持仓数据是否具备预测能力还值得探讨。第二，忽视了主力会员持仓行为的特质性，这些研究或者简单认为净空仓是常态就否认主力持仓的预测能力，或者采用前5名或前10名会员的净持仓作为预测指标，却忽视了不同会员投资者结构存在差异，其净持仓变化反映了市场变化的不同信息。第三，由于期指在我国推出时间不长，以往研究多是基于经验观察，研究的样本过短，难以得出一致结论。第四，以往研究通常采用净持仓指标对大盘第二日涨跌进行预测，而没有考虑预测期限，导致预测的准确度不高，可操作性差。

目前，沪深300指数期货已经推出了超过1年半时间，期间经历了完整的大涨和大跌行情，研究样本已经具有一定的代表性。因此，本书从主力会员的持仓结构差异出发，建立了包含知情交易者、噪音交易者和套期保值与套利交易者的投资者结构模型，探讨了知情交易对指数价格的影响；然后，系统地研究了期指在我国推出以来的净持仓数据，从分析主力会员持仓行为的特性出发，考察了期指净持仓对市场的预测能力，以及预测期限与预测精度的关系，并基于期指净持仓编制了市场趋势的预测指数。

第二节 股指期货主力持仓数据预测能力的理论分析

Kyle (1985) 提出了包含知情交易者、噪音交易者和做市商的价格发现模型，并理论分析了信息交易行为对期货价格的影响。根据 kyle 模型的基本假设和原理并结合我国股指期货市场的特点，本书建立了一个包含知情交易者、噪音交易者和套保套利交易者的理论模型，分析了信息交易行为对期货价格的影响。

假设股指期货市场存在 I 个知情交易者， N 个噪音交易者，同类交易者具有同质性。股指期货的净持仓量由知情交易者的净持仓 V_I 、噪音交易者的净持仓 V_N 和套保套利交易的净持仓 V_A 构成。其中，知情交易者的净持仓 V_I 能反映未来市场价格变动的信息，是股指未来收益 R 和知情交易者数量 I 的函



数, 这里假设 V_I 是 R 和 I 的线性函数, 即 $V_I = \alpha RI$, 其中 $\alpha > 0$ 。 V_A 都是净空头寸, 服从均值为常数 $-C$ 的正态分布, 即 $V_A = N(-C, \sigma_A^2)$, 其中 $C > 0$ 。由于股指期货市场总的净持仓为零, 即 $V_I + V_N + V_A = 0$, 因此, 噪音交易者净持仓 V_N 的均值为 $-\alpha RI + C$, 假设其服从正态分布 $N(-\alpha RI + C, \sigma_N^2)$ 。

假设会员 i 中存在 I_i 个知情交易者和 N_i 个非知情交易者, 每位知情交易者或噪音交易者具有相同的均值和方差, 该会员中知情交易者、套保套利交易者和噪音交易者的净持仓分别可以表示为 $V_{I,i} = \alpha RI_i$, $V_{A,i} = N(-C_i, \sigma_{A,i}^2)$ 和 $V_{N,i} = N\left(\frac{N_i}{N}(-\alpha RI_i + C), \frac{N_i}{N}\sigma_N^2\right)$ 。

因此, 会员 i 的净持仓量可以表示为

$$\begin{aligned} V_i &= V_{I,i} + V_{N,i} + V_{A,i} = N\left(\alpha R\left(I_i - \frac{N_i}{N}I\right) - C_i + \frac{N_i}{N}C, \sigma_i^2\right) \\ &= \alpha R\left(I_i - \frac{N_i}{N}I\right) - C_i + \frac{N_i}{N}C + N(0, \sigma_i^2) \end{aligned} \quad (13-1)$$

从公式 (13-1) 中可以看出, 如果 $\left(I_i - \frac{N_i}{N}I\right) \neq 0$, 则股指收益 R 与会员 i

的净持仓 V_i 成线性关系, 线性关系的方向取决于 $\left(I_i - \frac{N_i}{N}I\right)$ 的正负。而

$\left(I_i - \frac{N_i}{N}I\right)$ 的正负代表的是会员 i 中的知情交易量的比例是否高于市场平均水平。

理论模型表明, 如果股指期货市场的知情交易者和噪音交易者分布不均匀, 则主力会员的持仓数据就可以反映未来市场价格变动的信息。其中, 知情交易者比例高于市场平均水平的主力会员持仓数据具有正的预测能力, 低于平均水平的主力会员具有负的预测能力, 而处于平均水平的主力会员则不具备预测能力。



第三节

股指期货主力会员持仓数据的特征分析

中国金融期货交易所每日公布持有买单和卖单前 20 名会员的持仓情况和持仓变化情况, 数据的具体形式如表 13-1 所示。本书选取了沪深 300 指数期货上市以来到 2011 年 11 月 11 日, 中金所公布的所有合约的持仓数据,

通过整理提取了每个主力会员当月合约的买单和卖单持仓，形成了主力会员持仓的时间序列，每个主力会员的持仓时间序列跨度为 383 个交易日。特别需要说明的是，在当月合约结算的前几个交易日，会员的持仓开始从当月合约转移到近月合约，中金所会同时公布当月合约和近月合约的持仓情况。因此，我们对当月合约结算日前这几个交易日的的主力持仓数据进行了特别处理，将会员的当月合约和近月合约持仓相加，计入主力会员的持仓情况。

表 13-1 中金所 IF1111 的主力持仓数据

持买单量排名				持卖单量排名			
名次	会员简称	持买单量	比上交易日增减	名次	会员简称	持卖单量	比上交易日增减
1	0001 - 国泰君安	2134	-273	1	0001 - 国泰君安	4585	97
2	0003 - 浙江永安	1897	-175	2	0018 - 中证期货	3458	-61
3	0011 - 华泰长城	1428	-263	3	0011 - 华泰长城	2964	189
							
20	0116 - 长江期货	541	27	20	0130 - 国都期货	271	1
		19766	-869			24113	-1022

数据来源：<http://www.cffex.com.cn/fzjy/ccpm/>

研究假设知情交易者持仓量较大，通常会选择持仓量较大的会员进行交易，从而防止信息被其他投资者察觉。因此，研究挑选了国泰君安（GTJA）、中证期货（ZZQH）、海通期货（HTQH）、广发期货（GFQH）、华泰长城（HTCC）、招商期货（ZSQH）、浙江永安（ZJYA）、光大期货（GDQH）、银河期货（YHQH）、鲁证期货（LZQH）、上海东证（SHDZ）、南华期货（NHQH）、申银万国（SYWG）、中信建投（ZXJT）、信达期货（XDQH）等持仓量排名靠前的进行研究，这些会员的持仓量必须每天都能进入中金所公布的前 20 名持仓会员的机构。

通过对上述会员净持仓数据的统计分析可以看出，沪深 300 股指期货的主要会员持仓数据呈现以下特点：

（1）不同会员持仓数据的分布差异较大。从表 13-2 中，会员持仓数据的统计指标可以看出，不同会员净持仓的均值、最大值、最小值等统计指标差异明显，这也反映出不同会员投资者结构的差异。如国泰君安、中证期货等会员的持仓结构以净空头为主，均值分别为 -1890.42 手和 -2840.19 手；而上海东证、中信建投的净持仓多空基本平衡，均值分别为 2.16 手和 -184.35 手；浙江永安、南华期货的净持仓以净多头为主，均值为 1080.01



手和 474.72 手。这表明，不同会员的持仓结构分布具有明显的差异性，不能简单的用主力会员净持仓状态的多空来做为判断市场涨跌的信号。

表 13-2 主要会员净持仓数据的统计指标

	最小值	最大值	均值	标准差
zzqh	-7436	607	-2840.19	1737.451
gtja	-4344	876	-1890.42	1023.846
htqh	-3910	854	-1618.34	1251.328
zsqh	-2996	971	-426.74	749.984
htcc	-2924	1954	-392.72	945.69
gfqh	-1717	929	-186.81	612.867
zxjt	-1278	1013	-184.35	441.522
shdz	-1247	1069	2.16	494.488
sywg	-890	882	161.21	303.196
gdqh	-1003	1378	201.62	410.575
yhqh	-617	1739	263.7	371.529
xdqh	-621	1337	427.85	367.635
nhqh	-357	1743	474.72	434.281
lzqh	-680	1215	495.39	281.978
zjya	-244	2219	1080.01	365.983

(2) 不同会员持仓数据的波动特征差异较大。对上述会员净持仓数据的分析表明，不同会员净持仓数据的波动特征差异较大。例如，从图 13-1 中可以看出，国泰君安净持仓数据变化的波段明显，表明该会员的投资者结构中，多数投资者以中线交易为主。而图 13-2 上海东证的净持仓时间序列则表明，该会员的净持仓的中线变化趋势不明显，但短期波动则非常频繁，这表明该会员的投资者结构中，多数投资者以短线交易为主。因此，不同的会员持仓数据变动可能反映对市场不同期限的判断。

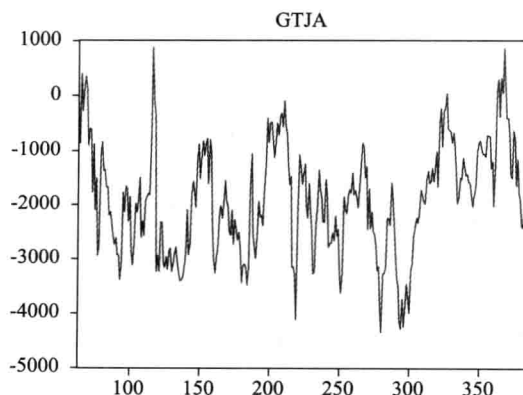


图 13-1 国泰君安的净持仓时间序列

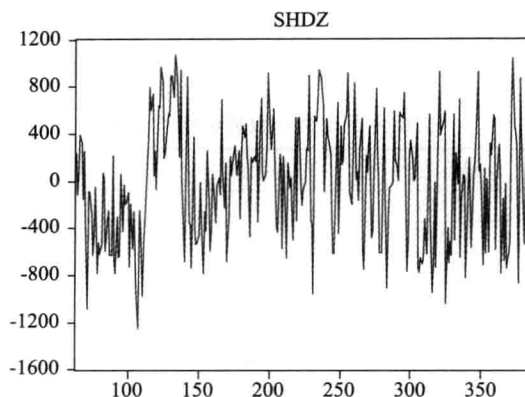


图 13-2 上海东证的净持仓时间序列

第四节 期指主力持仓数据预测能力的实证分析

170

上面的理论模型表明，会员的净持仓量可能与沪深 300 指数的未来价格变动存在正线性关系，也可能存在负的线性关系或不在线性关系。下面通过实证研究检验了样本主力会员的净持仓数据与沪深 300 指数未来 1~5 天的累积收益的线性关系。具体模型如下：

$$\begin{aligned} \text{CR}_i = & C + a_1 * \text{GTJA} + a_2 * \text{ZZQH} + a_3 * \text{HTQH} + a_4 * \text{GFQH} \\ & + a_5 * \text{HTCC} + a_6 * \text{ZSQH} + a_7 * \text{ZJYA} + a_8 * \text{GDQH} \\ & + a_9 * \text{YHQH} + a_{10} * \text{SHDZ} + a_{11} * \text{NHQH} \\ & + a_{12} * \text{SYWG} + a_{13} * \text{ZXJT} + a_{14} * \text{XDQH} \\ & + a_{15} * \text{LZQH} + a_{16} * \text{MONTHCHANGE} \end{aligned} \quad (13-2)$$

模型 (13-2) 中， CR_i 表示沪深 300 指数未来 i ($i=1 \sim 5$) 天的累积收益。为了防止主力合约结算前几个交易日，当月合约持仓向次月合约转移带来的主力会员持仓量的估计误差，引入虚拟变量 MONTHCHANGE 标记沪深 300 指数期货的持仓是否开始从当月合约转移到下月合约的虚拟变量。由于中金所在下月合约持仓量超过 1 万手时开始公布该合约的持仓情况，因此， MONTHCHANGE 在下月合约持仓量超过 1 万手的当天标记为 1，其余时间标记为 0。

使用 Eviews6.0 对模型 (13-2) 进行了估计。图 13-3 给出了会员主力

持仓数据对沪深 300 指数未来 1~5 天累积收益线性回归的 R 方。从图 13-3 可以看出，会员主力持仓数据对沪深 300 指数未来 1 天收益回归的 R 方只有 0.1438，而对 3 天累积收益回归的 R 方最高，达到了 0.2258，对未来 4~5 个交易日的累积收益回归的 R 方也都超过了 0.2。这表明主力会员持仓数据所包含的信息需要经过三天才能在市场上得到充分的反应，因此对未来三天的预测能力最强。

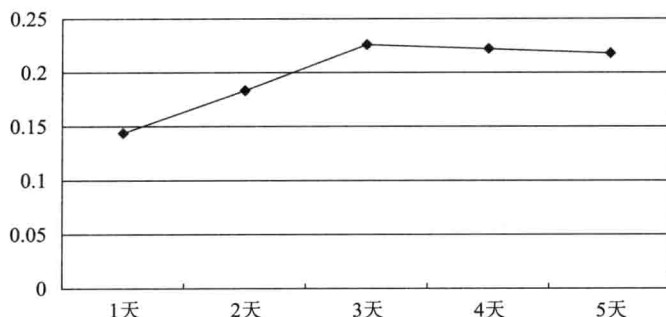


图 13-3 线性模型预测能力与预测期限的关系

从表 13-3 的实证结果可以看出，不同会员主力持仓数据对沪深 300 指数的累积收益具有不同的影响。其中，仅上海东证的净持仓对 CR1 的影响显著为正，而鲁证期货和申银万国的影响显著为负，其余会员影响不显著。而对 CR3 的回归结果表明，中证期货、广发期货、上海东证和信达期货等 4 家会员的净持仓都对 CR3 都存在显著为正的预测能力，鲁证期货、申银万国和招商期货的影响显著为负，其余会员持仓数据对收益影响不显著，这就验证了本书理论模型的结论，说明不同会员的主力持仓数据具有不同的预测能力。

表 13-3 主力会员对沪深 300 指数累积收益的影响分析

Dependent Variable	CAR1		CAR3	
	Coefficient	t - Statistic	Coefficient	t - Statistic
C	0.006959	2.136033	0.021434	3.954260
ZZQH	8.66E - 07	1.407483	1.98E - 06	2.863024
GTJA	8.00E - 07	0.773196	2.29E - 06	1.304361
HTQH	6.63E - 07	0.719952	2.61E - 06	1.678608
HTCC	1.58E - 07	0.145188	-1.68E - 06	-0.913406
GFQH	1.23E - 06	0.871252	4.63E - 06	2.727285

续表

Dependent Variable	CAR1		CAR3	
Variable	Coefficient	t - Statistic	Coefficient	t - Statistic
YHQB	-2.16E-06	-0.835362	3.22E-07	0.073669
LZQB	-8.94E-06	-2.322717	-1.81E-05	-2.776315
ZJYA	2.84E-07	0.121335	-3.93E-06	-0.994374
NHQB	2.20E-06	0.881312	6.76E-06	1.603961
GDQB	7.84E-07	0.361948	-1.62E-06	-0.440129
SHDZ	6.37E-06	3.596775	5.73E-06	2.586628
XDQB	4.82E-06	1.813150	1.36E-05	3.051162
SYWG	-5.76E-06	-2.184671	-1.50E-05	-3.375769
ZXJT	-3.80E-07	-0.182055	-3.29E-06	-0.929484
ZSQH	-2.32E-06	-1.880627	-6.46E-06	-3.098429
MONTHCHANGE	-0.005396	-1.547725	-0.004108	-0.719491
R - squared	0.143808		0.225875	
Adjusted R - squared	0.098746		0.185132	

第五节 基于期指主力持仓的股指运行的动力模型

前面的研究表明，股指期货主力持仓对期指价格存在影响，可以看成是期指价格运动的外力，在不同会员持仓的共同作用下，期指价格发生变动。但是，除此之外，期指价格的运动还受到期指自身运动规律和外围市场的影响。因此，我们可以构造如图 13-4 的股市价格运动的动力模型。其中股票价格围绕均值价值上下波动，但偏离均衡价值时，市场自身存在一个向均值回归的弹力作用，而股票价格则是均衡价格变动、弹力作用和机构外力作用的综合结果。

具体可以用如下—组方程式表示：

期指价格变动 = f（均衡价格变动、弹力、机构持仓作用力）

均衡价格变动 = f1（宏观经济变量）

弹力 = f2（期指偏离均衡价格幅度）

机构作用力 = f3（会员持仓量）

其中，反弹力可以用期指偏离均线的幅度作为代理变量；而隔夜美股走

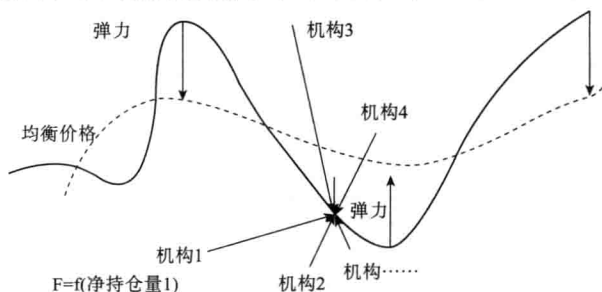


图 13-4 期指价格变动的动力学模型

势则是在收盘后影响股市均衡价格的重要变量。研究主要考虑这两个变量对期指价格变动的影响。

下面考察了股指期货主力会员持仓、隔夜美股走势、均衡价格偏离对股指的作用是线性函数的情况。期指净持仓数据使用了 15 家主力会员的净持仓，隔夜美股走势（RDJ）选用的道琼斯指数收盘价涨幅，均值偏离度（BIAS）选择了沪深 300 指数过去三天的累计涨跌幅度。具体模型如下：

$$\begin{aligned} CR_i = & C + a_1 * GTJA + a_2 * ZZQH + a_3 * HTQH + a_4 * GFQH \\ & + a_5 * HTCC + a_6 * ZSQH + a_7 * ZJYA + a_8 * GDQH \\ & + a_9 * YHQH + a_{10} * SHDZ + a_{11} * NHQH \\ & + a_{12} * SYWG + a_{13} * ZXJT + a_{14} * XDQH \\ & + a_{15} * LZQH + a_{16} * RDJ + a_{17} * BIAS \\ & + a_{19} * MONTHCHANGE \end{aligned} \quad (13-3)$$

使用 Eviews6.0 对模型（13-3）进行了估计，图 13-5 给出了线性模型对沪深 300 指数未来 1~5 天累积收益线性回归的 R 方。从图 13-5 可以看出，模型（13-3）的实证结论和模型（13-2）类似，都是对未来 3 天指数的累积收益预测能力最好，但是模型（13-3）的预测能力要强于模型（13-2）。

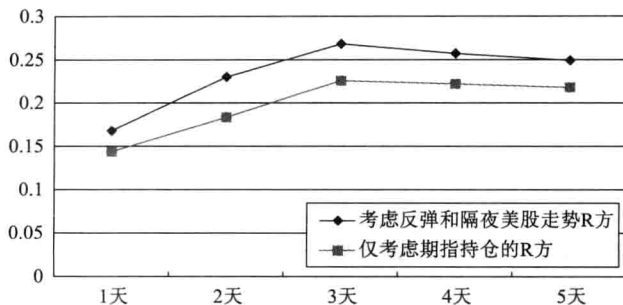


图 13-5 线性模型预测能力与预测期限的关系

从表 13-4 的回归结果可以看出，隔夜道琼斯指数收益、均衡价格偏离幅度、多家主力会员的净持仓对沪深 300 指数的未来走势具有显著的影响。其中，道琼斯指数的影响显著为正，偏离度的影响显著为负，而主力会员的预测能力的实证结果和表 13-3 是一致的。

表 13-4 线性模型实证结果

Dependent Variable	CAR1		CAR3	
Variable	Coefficient	t - Statistic	Coefficient	t - Statistic
C	0.006331	1.960101	0.019808	3.732555
RDJ	0.000483	0.757172	0.002892	2.734096
BIAS	-0.105448	-2.798438	-0.191825	-3.051063
ZZQH	8.52E-07	1.398385	2.84E-06	2.794967
GTJA	7.86E-07	0.765514	2.38E-06	1.386584
HTQH	8.06E-07	0.883409	2.81E-06	1.846449
HTCC	2.85E-07	0.264899	-1.58E-06	-0.880163
GFQH	1.31E-06	0.940062	6.86E-06	2.939815
YHQH	-3.90E-06	-1.482709	-3.21E-06	-0.732150
LZQH	-1.08E-05	-2.769902	-2.08E-05	-3.182510
ZJYA	2.54E-06	1.035104	3.07E-07	0.074782
NHQH	2.37E-06	0.961212	6.73E-06	1.636592
GDQH	1.14E-06	0.530215	-2.17E-07	-0.060239
SHDZ	7.25E-06	4.016588	8.71E-06	2.894797
XDQH	3.90E-06	1.472427	1.16E-05	2.655087
SYWG	-6.14E-06	-2.335128	-1.49E-05	-3.396054
ZXJT	-5.21E-07	-0.251168	-3.18E-06	-0.917391
ZSQH	-2.52E-06	-2.044846	-6.34E-06	-3.081081
MONTHCHANGE	-0.005405	-1.565714	-0.003900	-0.699513
R - squared	0.167778		0.268320	
Adjusted R - squared	0.118175		0.224710	

第六节 股市运行动力模型的非线性建模

一、股市运行动力的非线性模型

本书的理论模型中假设了知情交易量是未来股指价格变动的线性函数，

但实际中净持仓对股指价格变动的影响不一定是线性的。因此，为了提高模型的精度，进一步采用神经网络模型来对上面的动力模型进行建模。从图 13-6 可以看出，神经网络模型可以用于图 13-4 的概念模型的建模。其中 P_i 可以看做是机构的持仓量、隔夜美股走势和均值偏离的影响等变量。这些变量通过变换矩阵 W 的作用相互产生影响，形成 S 个冲击，并通过响应函数 f 产生作用力 a 。最后 a 对股指走势形成合力，形成股指的运动。

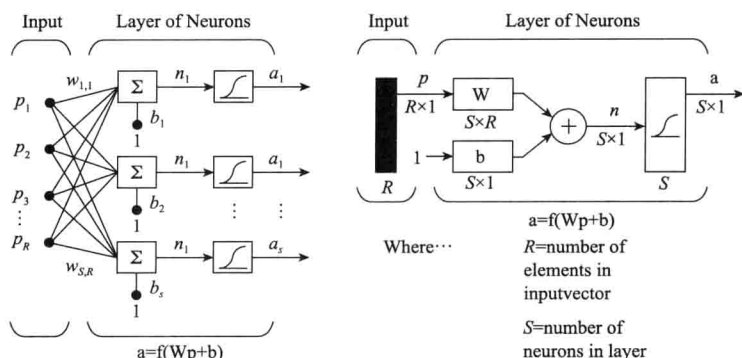


图 13-6 神经网络模型

二、非线性模型的样本内预测能力分析

将股指期货会员持仓量、隔夜美股走势和均值偏离幅度作为输入变量，3 个交易日的累计涨跌幅度作为输出变量，对神经网络进行训练。网络训练完成后，利用输入数据对网络进行仿真，可以得到 3 日累计涨幅的预测值。图 13-7 给出了预测值与实际涨幅的关系。其中横轴为预测值，纵轴为实际值，从图 13-7 中可以看出，散点图几乎围绕 45 度直线分布，这表明样本内预测拟合程度较高。

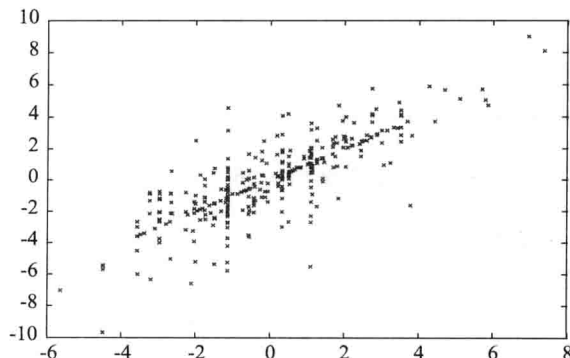


图 13-7 神经网络样本内预测值与实际值对比图

三、非线性模型的样本外预测能力分析

利用前 197 个样本对神经网络进行训练。网络训练完成后，利用后面的 120 个样本对网络进行测试，测试结果如图 13-8 所示。从图 13-8 中可以看出，预测结果可以看出，散点图也是围绕 45 度直线分布，但是分布较样本内发散。

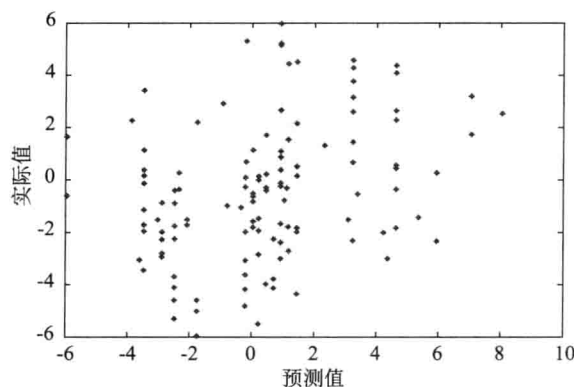


图 13-8 神经网络样本外预测值与实际值对比图

对预测结果进行分段统计，结果如表 13-5 所示，可以看出，预测值小于 0.5 或预测值大于 2 时，大盘下跌和上涨都是大概率事件，预测有一定的精度。

表 13-5 非线性模型预测股指走势准确度分析（120 个样本）

预测值	次数	实际下跌	实际上涨	预测准确度
<0	47 次	35 次	12 次	74.46%
0~0.5	20	16 次	4 次	80%
0.5~2	25 次	12 次	13 次	49%
>2	28 次	9 次	19 次	67.86%

四、股指趋势预测指数的应用案例分析

我们将神经网络的预测值作为市场趋势预测指数，预测指数是沪深 300 指数未来三天涨幅的期望值。从表 13-5 可以看出，当趋势预测指数 >2 是市场未来上涨的强烈信号，而趋势预测指数 <0.5 则是市场下跌的强烈信号，当 $0.5 < \text{趋势预测指数} < 2$ ，市场趋势则不明显。

从图 13-9 可以看出，趋势预测指数具有提前预测大盘走势的作用。

2010年国庆之前，预测指标开始转正并持续上升，同时沪深300指数从2800点拉升至3200点附近。之后，沪深300指数继续震荡走高并于11月8日创下收盘新高，然而预测指标开始下降与指数走势开始背离。11月9日（图中第31个交易日）预测指数给出了强烈的看空信号（ < -2 ），果然沪深300指数从3600点暴跌至3100点附近，直到预测（图中第36和37个交易日）指标开始转正，市场开始重新震荡。

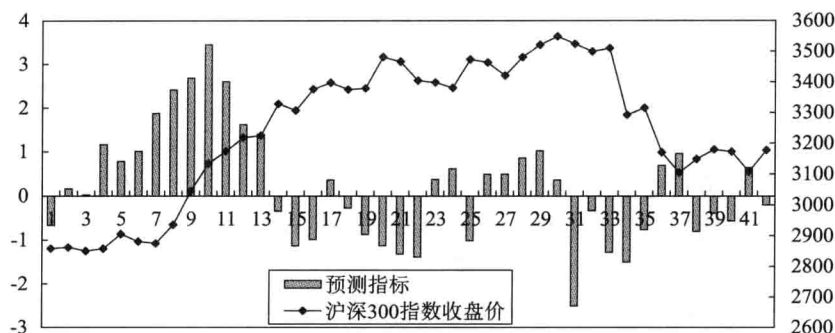


图 13-9 市场趋势预测指标在 2010 年 10 月 ~ 11 月行情判断中的应用

从图 13-10 可以看出，预测指标可以比较灵敏地提前预测未来市场的短期走势。例如，11月20日和11月21日，预测指数与沪深300指数走势出现背离，并给出明确的看空信号，结果沪深300指数在11月30日出现大跌，当日收盘后计算得出预测指标转正，11月31日，大盘出现强劲反弹。

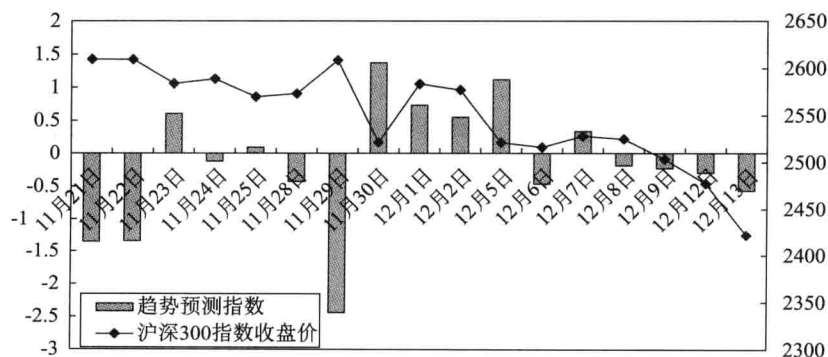
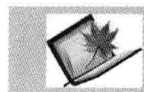


图 13-10 近期预测指数与沪深 300 指数收盘价的关系





第七节 小 结

研究构建了包含知情交易者、噪音交易者和套期保值与套利交易者的股指期货持仓结构模型，模型表明知情交易者比例是否高于市场平均水平是决定该主力会员的持仓数据是否具备预测能力的关键。

考察了沪深 300 指数期货上市以来的主力持仓数据。实证结果表明，知情交易者分布不均匀导致不同主力会员持仓数据具有不同的市场预测能力，中证期货等会员持仓具有正的预测能力，申银万国等会员具有负的预测能力。主力持仓数据的信息需要 3 个交易日才能被市场完全反应，对股指未来 3 个交易日的累计收益预测能力最强。

研究构造了期指价格运动的动力模型：期指价格在机构持仓的作用力下，围绕均值价值上下波动，在偏离均衡价值时，市场自身又存在一个向均值回归的弹力作用。股票价格是均衡价值变动、弹力作用和机构外力作用的共同结果。特别是，反弹力可以用期指偏离均线的幅度作为代理变量；而隔夜美股走势则是在收盘后影响股市均衡价格的重要变量。本书主要考虑这两个变量对期指价格变动的影响。线性模型的实证结果表明，均值偏离和隔夜美股走势都对股指走势存在显著影响。

采用神经网络模型研究了主力机构持仓对股指走势的非线性影响。模型将主力会员持仓量、隔夜美股走势和均值偏离幅度作为输入变量，三个交易日的累计涨跌幅度作为输出变量训练网络，并利用网络进行市场走势的预测。样本外结果表明，预测值在一定的区间内时，对股指走势预测具有较高的精度。最后，给出了利用持仓预测指标判断市场趋势的方法和案例。



第十四章

DEA方法在量化 投资中的应用

生产效率评价与分析，主要目的是根据实现观测数据，使用有关的效率测度方法，并借助于有效的计算技术进行评估、决策。生产效率通常用一些前沿面的形式来描述，在过去 50 多年里，许多不同方法被应用在前沿面的估计上。其中两个主要的方法是数据包络分析（Data Envelopment Analysis, DEA）以及随机前沿面分析（Stochastic Frontier Analysis, SFA）。

数据包络分析（DEA）是 Charnes、Coopor 和 Rhodes 与 1978 年首先提出的评价生产效率的非重要的参数方法。该方法的原理主要是通过保持决策单元（Decision Making Units, DMU）的输入或者输入不变，借助于数学规划方法确定相对有效的生产前沿面，将各个决策单元投影到 DEA 的生产前沿面上，并通过比较决策单元偏离 DEA 前沿面的程度来评价它们的相对有效性。

DEA 方法以相对效率概念为基础，以凸分析和线形规划为工具的一种评价方法，应用数学规划模型计算比较决策单元之间的相对效率，对评价对象做出评价，它能充分考虑对于决策单元本身最优的投入产出方案，因而能够更理想的反映评价对象自身的信息和特点；同时对于评价复杂系统的多投入多产出分析具有独到之处。适用于多输出多输入的有效性综合评价问题，在处理多输出多输入的有效性评价方面具有绝对优势。DEA 方法并不直接对数据进行综合，因此决策单元的最优效率指标与投入指标值及产出指标值的量纲选取无关，应用 DEA 方法建立模型前无须对数据进行无量纲化处理。

生产效率评价的参数方法，主要有随机前沿面分析（SFA）技术。随机前沿生产函数于 1977 年分别由 Aigner、Lovell、Schmidt、Meeusen 和 van den Broeck 独立提出。该生产函数对包含由两个成分组成的误差进行了描述，可应用于面板数据；估计随时间变化和不变的效率；成本和产量函数等。

实际工作中，一般多应用数据包络分析方法，以计算生产效率为目的，并考虑到了成本效率和分配效率，以及应用面板数据来计算总的因素生产率（TFP）的变化、技术变化、技术效率变化和规模效率变化的指数，即由

Fare et al (1994) 提出的 Malmquist 指数。

第一节 生产效率分析基本原理

现代效率的测度由 Farrell (1957) 首创，他在 Debreu (1951) and Koopmans (1951) 方法的基础上定义了一个单位化（取值在 0 ~ 1 之间）的能考虑到多种投入的效率测度方法，该单位效率由两部分组成：即技术效率和分配效率，前者反映了一个单位在给定一系列的投入后获得最大产出量的能力，后者，即分配效率反映了一个单位以最佳的比例投入后所获得可观价值的能力。这两个方法都与提供一个总的经济效率测度方法有关。

根据 Farrell 的基本观点，采用投入/产出加以说明，并以减少投入为中心，这在计量经济学中通常称为面向投入的方法。

Farrell 使用了一个简单的例子，即各个单位以两项投入（ x_1 和 x_2 ）得到单一产出（ y ），其前提是具有固定规模收益，即具不变的规模报酬（图 14-1）。

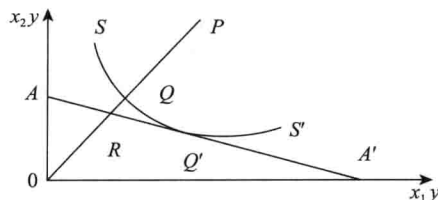


图 14-1 技术效率和分配效率示意

图 14-1 中 SS' 表示完全有效的公司（或单位）的产出等高线，代表生产前沿面。点 P 表示一个公司用相应数量投入来生产一单位产出，技术非有效可以用距离 QP 来表示，表示在不减少产出的前提下所有的投入可以成比例缩减的数量，通常用百分比率 QP/OP 表示。故一个公司的技术效率通常用下述比率表示：

$$TE = OQ/OP = 1 - QP/OP$$

其取值范围在 0 和 1 之间。如果值等于 1，则表示这个公司是完全技术有效率的，图 14-1 中的点 Q 就是技术有效的。技术有效的所有点就构成了生产前沿面，如图 14-1 中曲线 SS' 上的点。

如果我们已经知道了投入的价格信息,如图 14-1 中直线 AA' 所示,则可计算分配效率 (Allocative efficiency, AE) 和经济效率 (Economic Efficiency, EE)。在点 P 的分配效率 (AE) 定义为: $AE = OR/OQ$; 而经济效率定义为: $EE = OR/OP$ 。因为有 $(OQ/OP) \times (OR/OP) = OR/OP$, 所以 $EE = TE \times AE$ 。

图 14-1 中定义的这些效率方法是假定完全技术有效单位的生产函数已知。但实际情况下并非如此,因此完全有效的等值曲线必须从样本数据中估算。Farrell 建议使用 (a) 建立一个非参数的分段线性凸面等值曲线使不可观测的点位于它的左侧或者下方 (图 14-2); 或者 (b) 建立一个参数函数,如 Cobb-Douglas 形式的模型,拟合数据,同样使得不可观测的点应该位于它的左侧或者下方。

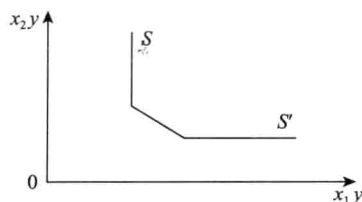


图 14-2 分段线性凸面等值曲线

以上是面向投入的技术效率分析方法。这就提出了一个疑问:“在没有改变产出量的前提下有多少投入量能够适当比例减少? 或者在投入量不变的情况下如何使产出量以适当比例扩大?” 这就是一个与上面讨论的面向投入的方法相反的面向产出的方法。

面向产出和面向投入方法之间的不同可以用一个简单的关于单一投入和单一产出的例子来阐述 (图 14-3)。

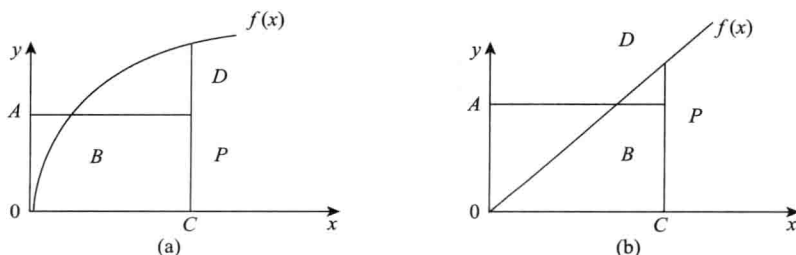


图 14-3 面向投入、产出的技术效率方法和规模收益

在图 14-3 (a) 中描述了用 $f(x)$ 表示规模技术收益的减少,点 P 表示一个非效率单位。Farrell 的技术效率,如果是面向投入的方法,那么其比值为 AB/AP ,但如果采用面向产出的方法,则等于 CP/CD 。当固定规模收益



存在时, 面向产出和面向投入方法得到的技术效率是一样的。但当规模收益出现增加或降低时它们将会不相等 (Fare and Lovell 1978)。固定规模收益情况可用图 14-3 (b) 中来描述, 对于我们谨慎选择的某一非效率点 P, 可以看出 $AB/AP = CP/CD$ 。

要深入的理解面向产出的方法可以考虑包括两项产出 (y_1 和 y_2) 和一个投入 (x_1) 的情况。并且假设有固定的规模收益。这时可用在二维空间中的一个单位产出的可能性曲线来表示 (如图 14-4)。图 14-4 中, 其直线 ZZ' 是单位产出曲线, 点 A 则对应一个非有效单位。需要注意的是在这种情况下非有效单位点 (A) 位于曲线之下, 因为 ZZ' 代表产出可能性以上的区域。

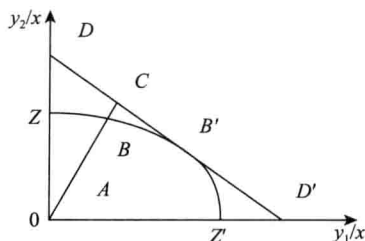


图 14-4 产出定向的技术和分配效率

Farrell 面向产出的效率方法如图 14-4 中的定义: AB 的距离代表技术非有效。也就是在无需额外投入的条件下产出所增加的量。因此面向产出的技术效率也即比值 $TE_0 = OA/OB$ 。如果已知价格信息那么我们就可绘出收益等高线 DD' , 并且可定义分配效率为 $AE_0 = OB/OC$, 且经济效益可以定义为:

$$EE_0 = (OA/OC) = (OA/OB) - (OB/OC) = TE_0 \times AE_0$$

这些效率的取值都在 0~1 之间。各种效率, 从原点到可观测点之间的线都是规格化的, 也就是, 即使改变测度单位 (例如在测量劳动者数量时, 用年人数来取代小时人数) 也不对效率测量值有影响。

第二节 数据包络分析基本模型 CCR

前沿面估算的分段线性凸面体法是由 Farrell (1957) 提出的, 但在提出后的近 20 年里, 认可 Farrell 的方法的人并不多。如 Boles (1966) 和 Afriat



(1972) 提出的数学规划方法虽能完成估算, 但是这种方法并没有得到广泛的关注。直到 Charnes, Cooper 和 Rhodes (1978) 提出了数据包络分析 (DEA) 技术, 即 CCR 模型之后, 情形得到了根本的改变。

Charnes, Cooper 和 Rhodes (1978) 提出的应用于前沿面估算的非参数数学规划的数据包络分析方法 (即 CCR 模型) 是 DEA 模型类中最基本、最重要的技术。随后有大量的论文, 考虑到了其他一系列假设, 对 DEA 方法进行扩展。如 Banker, Charnes 和 Cooper (1984) 提出的可变规模收益 (VRS) 模式下的数据包络分析技术, 亦即 BCC 模型。但 DEA 中的面向投入的 CCR 模型的提出最早、且应用最广泛。

一、CCR 模型

若有 N 个公司或单位 (决策单元), 每一公司单位或决策单元都有 M 项投入和 S 项产出。分别用向量 x_i 和 y_i 表示决策单元的投入和产出。 $M \times N$ 为投入矩阵 X , $S \times N$ 为产出矩阵 Y , 用它们来表示 N 个决策单元的所有数据。DEA 的目的是在数据点的基础上建立一个非参数包络前沿面, 这样所有可观测点就会在生产前沿面上或者在其下方。例如, 若有一个公司用两项投入获得一项产出, 这时可以视作在三维空间中许多相交的面组成的覆盖有许多分散点的闭合空间。当假定固定规模收益存在时, 也同样可以在投入 1 和投入 2 的空间中用一个单位的等值线来表示 (见图 14-2)。图 14-2 中对于每一个决策单元我们通常能够得到其所有产出与所有投入之间的比值, 如 $u'y_i/v'x_i$, 其中 u 是产出权重的一个 $S \times 1$ 向量, v 是投入权重的一个 $M \times 1$ 向量。为了选择最佳权重, 我们需定义如下数学规划的问题:

$$\begin{aligned} \max_{u,v} & (u'y_i/v'x_i) \\ \text{s.t.} & u'y_j/v'x_j \leq 1, j=1, 2, \dots, N \\ & u, v \geq 0 \end{aligned}$$

找出 u 和 v 的值, 使得第 i 个决策单元的效率测度值达到最大, 其受限于所有的效率测度值都小于或等于 1。求这个特殊的比值公式的一个问题是在于它有无穷多个解。为了避免这个问题, 我们可以限定 $v'x_i = 1$, 这时有:

$$\begin{aligned} \max_{u,v} & (u'y_i) \\ \text{s.t.} & v'x_i = 1 \\ & u'y_j - v'x_j \leq 0, j=1, 2, \dots, N \\ & u, v \geq 0 \end{aligned}$$

其中从 u 和 v 到 μ 和 ν 的符号变化反映了它的转变。这种形式通常称为线性规划问题的乘数形式。利用线性规划中对偶性质, 可得到这个问题的一

个相同的包络形式：

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \lambda} & \theta \\ \text{st } & -y_i + Y\lambda \geq 0 \\ & \theta x_i - X\lambda \geq 0 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

其中 θ 是一个标量而 λ 是一个 $N \times 1$ 常数向量。这种包络形式要比乘数形式少许多约束条件 ($M \times S < N \times 1$)，所以它通常是首选的解题形式。获得的 θ 值就是第 i 个决策单元的效率值。根据 Farrell (1957) 的定义，它满足 $\theta \leq 1$ ，当取值为 1 时表示该点在前沿面上，也就是说该决策单元是技术有效的。

二、松弛变量

在 DEA 中的非参数前沿面的分段线性形式会导致在效率测度中出现一些问题，如在于分段线性前沿面部分地平行于轴线（见图 14-2）而在大部分参数函数中并非如此（见图 14-1）。这种现象可参见图 14-5，其中决策单元 C 和 D 是有效的，并且由它们定义了前沿面，但决策单元 A 和 B 是非有效的。

Farrell (1957) 的技术效率测度分别赋予决策单元 A 和 B 为 OA'/OA 和 OB'/OB 。然而，问题是点 A' 是否为一个有效率点，因为可以减少已投入量 x_2 （通过 CA' ）而仍然得到相同的产出。在文献中这称为投入的松弛变量。当考虑包括更多投入和多种产出的情况时，图表就不再是这样简单，但松弛变量也可能出现。这样，在某一项 DEA 分析中，为提供精准的技术效率信息，同时列出的 Farrell 的技术效率测度 (θ) 和其他非零的投入或产出松弛变量就会有冲突的地方，这是因为对第 i 个决策单元而言，仅当 $Y\lambda - y_i = 0$ 时，其产出的松弛变量为 0；以及仅当 $x_i - X\lambda = 0$ （给 θ 和 λ 赋适当的值）时，投入松弛变量为 0。

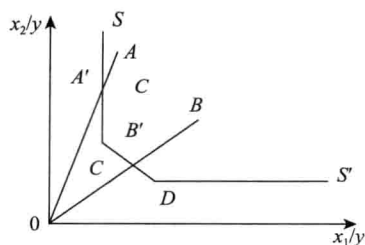


图 14-5 效率测度和投入的松弛变量

在图 14-5 中, 与点 A' 相关的投入松弛变量是投入 x_2 的 CA' 。当有比这个简单例子更多的投入和产出时, 视作与“最近”的有效前沿面点 (例如 C) 是相同的, 这样接下来的松弛变量计算就不再是一个繁琐的工作了。一些作者 (像 Ali 和 Seiford 1993) 提出第二级的线性规划用于解决该问题, 通过增大所需的总松弛变量来移动一个有效前沿面点, 把一个非效率前沿面点 (例如图 14-5 中的 A) 移至一个有效率前沿面点 (C 点) 上。这个第二级线性规划可以通过以下定义实现:

$$\begin{aligned}\max_{\lambda, s^-, s^+} w &= es^- + es^+ \\ sts^- &= \theta x_i - X\lambda \\ s^+ &= Y\lambda - y_i \\ \lambda &\geq 0, s^- \geq 0, s^+ \geq 0\end{aligned}$$

其中, s^+ 是产出的松弛变量, s^- 是投入的松弛变量。

对于松弛变量, 也许能被视作所选择前沿面构造方法 (DEA) 和供有限样本量使用的人为制造的变量。如果有一个无限样本量和/或使用一个交替前沿面构造方法, 其中包含了一个平滑函数表面, 松弛变量问题就不存在了。另外 Ferrier 和 Lovell (1990) 提出的松弛变量本质上可看作分配非有效这一说法是相当合理的。这样使我们相信将技术效率分析的重心放在第一级 DEA 线性规划提供的径向效率大小上是合理的。

三、面向产出的 DEA 模型

在上面我们讨论的是面向投入的分析模型, 这种方法试图确定在投入使用时以一定比例减少的技术非有效。这符合 Farrell 的基于投入的测度技术非效率的方法。在前面已经讨论过, 在产出生产中以一定比例增长的技术非效率也同样可以被测度。在 CCR 中这两种测度方法提供了同样的测度值, 但在后面介绍的可变规模收益 (VRS) 模式下, 不同方法的测度值就不相等了 (图 14-3)。

DEA 并非统计方法, 故选择何种定向并不十分重要。一般来说, 分析者倾向于选择面向投入的模式。这是因为投入量是主要的决定变量, 尽管这种观点在所有的产业中并非无懈可击。在一些产业中, 决策单元被给予了一定量的资源并要求它们尽其所能的获得产出, 在这种情况下, 使用产出定向可能更为恰当。本质上来说一个 DUM 所选择的定向应该依管理者们能够掌控的量是否是投入或产出来定。但有时, 对于定向的选择是出于使所获得的量受到较小的影响 (Coelli 和 Perelman 1996)。

总的说来, 从应用的角度给出由 CCR 模型来判断弱 DEA 有效和 DEA 有





效的定义：

1. 若 DEA 模型最优值 $\theta^* = 1$ ，则第 i 个决策单元为弱 DEA 有效，反之亦然；

2. 若 DEA 模型最优值 $\theta^* = 1$ ，并且满足所有的 $s^{-*} = 0$ ， $s^{+*} = 0$ （每个松弛变量都为零），则第 j 个决策单元为 DEA 有效，反之亦然。

如果模型最优值 $\theta^* < 1$ ，这说明第 i 个决策单元不是弱 DEA 有效，当然更不是 DEA 有效的。也就是说，它是非 DEA 有效的，并且 θ^* 越小，其有效性越差。但若用模型判定某个决策单元为 DEA 有效，就需要检查所有的解 λ^* ， s^{+*} ， s^{-*} ， θ^* 都满足 $\theta^* = 1$ ， $s^{-*} = 0$ ， $s^{+*} = 0$ 。

如果只有 $\theta^* = 1$ ，但并非所有的 $s^{-*} = 0$ ， $s^{+*} = 0$ ，只能说明第 i 个决策单元是弱 DEA 有效，不能说是 DEA 有效，但对于模型要判断所有的 $s^{-*} = 0$ ， $s^{+*} = 0$ ，并不是一件容易事，因此，在实际中经常直接使用 CCR 模型，而是一个稍加变化了的模型，这个模型就是所谓具有非阿基米德无穷小 ε 的 CCR 模型。

DEA 分析中 CCR 模型结果有效性的经济含义：

如果把相同类型的决策单元看成是某种“生产”活动，则 DEA 有效性具有一定的经济含义：在 CCR 模型下为 DEA 有效的决策单元，从生产函数的角度讲，既是“技术有效”的，也是“规模有效”的。由 DEA 有效性定理可分为以下三层含义：

1. 如果 $\theta < 1$ ，在保持产出 y_i 不变的前提下，可以将投入 x_i 的各个分量均按同一比例减少，则表明可以用比决策单元 i 更少的投入而使产出不变，这正说明当前的决策单元 i 不是有效的生产活动，其既非技术有效也非规模有效。

2. 如果 $\theta = 1$ ，要保持产出 y_i 不变，投入 x_i 的各个分量不可以全部继续减少，但可以作到减少部分投入，而保持产出 y_i 不变，则表明当前的决策单元 i 是弱 DEA 有效，但不是 DEA 有效。从生产理论来讲，它是技术有效而非规模有效。

3. 如果 $\theta = 1$ ，要保持产出 y_i 不变，投入 x_i 的各个分量不仅不能整体按比例减少，而且连部分投入也不能再减少，则表明当前的决策单元 i 是 DEA 有效的，从生产理论来讲，它既是技术有效的也是规模有效的。



第三节

数据包络分析扩展模型

一、可变规模收益 (VRS) 模式下的 BCC 模型

固定规模效益 (CRS) 模式设想仅当所有的决策电源是以最佳的规模运行时才合适的。但由于不平等竞争、财政约束等等都可能会导致某个决策电源不能以最佳规模运行。Banker, Charnes 和 Cooper (1984) 提出了一个对固定规模效益模式的 DEA 分析的扩展, 其中就考虑到了可变规模收益 (VRS) 情况, 即当不是所有的决策单元都以最佳的规模运行时, 就会使得对技术效益 (TE) 的测度受到规模效率 (Scale efficiency, SE) 的影响。VRS 模式允许技术效益的计算不受规模效益的影响。

可变规模收益 (VRS) 模式下的 DEA 分析, 实际上只要对固定规模效益模式下的线性规划问题 (CCR 模型) 进行简单的改进就可以了, 也就是通过对上面公式增加凸面条件 $\Pi' \lambda = 1$ 即可得到 BCC 模型:

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \lambda} & \theta \\ -y_i + Y\lambda & \geq 0 \\ \theta x_i - X\lambda & \geq 0 \\ \text{st} & \Pi' \lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

式中 Π 是 $I \times 1$ 的 1 的向量。此方法形成了一个由相交面组成的凸面外壳, 这样它所包络的数据就比固定规模效益模式下的圆锥形外壳更紧密, 使得提供的技术效率量大于或等于使用固定规模效益模式所获得的技术效益。

规模效率 (SE) 可以通过对同样的数据进行一个 CCR 模型和一个 BCC 模型的 DEA 分析来完成。如果对于一个特殊的决策单元存在 CCR 和 BCC 的两个技术效益之间有差异, 则表明此决策单元规模无效的, 并且规模无效效率可以由 BCC 模型的技术效益和 CCR 模型的技术效益之间的差异计算出来 (图 14-6)。

图 14-6 举出了一个单项投入和单项产出的例子, 并且绘出了在 CRS 模式下的 CCR 模型和在 VRS 模式下的 BCC 模型的 DEA 分析前沿面。在 CRS 模式下, 点 P 是面向投入的技术非有效, 其值是 P 到 P_c 间的距离, 在 VRS 模

式下方的技术非有效测度是 P 到 P_V 间的距离。 P_C 和 P_V 两者之间的区别, 归因于规模非有效。

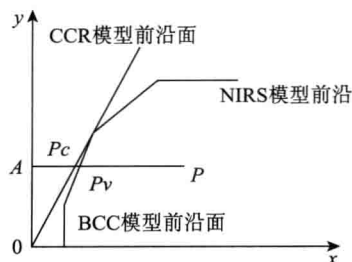


图 14-6 用 DEA 计算规模 (经济) 效益

结合图 14-6, 我们可将所有这些效率用比值形式来表示:

$$TE_{CRS} = AP_C / AP$$

$$TEI_{VRS} = AP_V / AP$$

$$SE = AP_C / AP_V$$

且所有这些指标的取值都在 0 ~ 1 之间, 同时注意

$$TE_{CRS} = TE_{VRS} \times SE$$

这是因为:

$$AP_C / AP = (AP_V / AP) \times (AP_C / AP_V)$$

这样, CRS 模式下的技术效率测度被分解成了“纯的”技术效率和规模效率。这种规模效率测度方法的一个缺点是所求的值并不能表明决策单元是在增长的还是在减少的规模收益情况中取得的。这需要由另外一个非增长规模收益 (NIRS) 的 DEA 分析方法来确定。这将在下面进行介绍。

前面提到, 在 CCR 模型中, 面向产出的模式与它们的面向投入的模式的结果相同, 但在 BCC 模型中, 其结果不一定相同。考虑以下面向产出的 BCC 模型:

$$\begin{aligned} \max_{\phi, \lambda} & \phi \\ -\phi y_i + Y\lambda & \geq 0 \\ x_i - X\lambda & \geq 0 \\ st & 1' \lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

其中 $1 \leq \phi < \infty$, 且 $\phi - 1$ 是由决策单元实现的在投入中以适当的比例增长, 而投入量恒定不变。注意 $1/\phi$ 定义了一个在 0 - 1 之间变化的值, 即技术效益 (TE) 的得分值。一个有两项投入的面向产出的 DEA 可以用一个分



段线性生产可能性曲线表示，如图 14-7 所示。

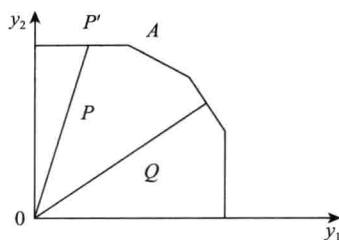


图 14-7 面向产出的 DEA 分析图示

注意可观测点在曲线的下方，当一个生产点通过产出的一个径向扩展被投影到与轴垂直的曲线部分时就能计算出产出的松弛变量。例如点 P 被投影在位于前沿面的点 P'，但并不在效率前沿面上，因为在没有更多投入的条件下 y_1 的生产可以通过 AP' 的量得到增长。这也就是 AP' 在产出量 y_1 中出现松弛变量的原因。

有一点需说明的是面向产出和投入的模式将能够准确的估计出相同的前沿面，然后通过定义来确定一系列相同的决策单元是有效率的。但非有效的决策单元，其有关的效率测定值在这两种方法上有区别。

二、可变规模收益（VRS）模式下的 IRS 模型和 DRS 模型

规模效益测度的缺点之一是其值不能说明某企业（单位）在某一程度（范围）内，规模效益是增加还是减少。为解决非增加返回的规模（Non-Increasing Returns to Scale, NIRS）效益这一问题，我们可以通过一个 DEA 分析模型进行处理。这个 DEA 模型（Decreasing Returns to Scale 模型，DRS 模型）可通过替换 BCC 模型中的约束条件 $\sum \lambda = 1$ 为 $\sum \lambda \leq 1$ 得到：

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \lambda} & \theta \\ -y_i + Y\lambda & \geq 0 \\ \theta x_i - X\lambda & \geq 0 \\ \text{st} & \sum \lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

在图 14-9 中绘出了 NIRS 模式下的 DEA 前沿面。对于一个指定的决策单元，规模非有效（比如规模效益的增长或减少）的本质是由 NIRS 模式下的技术效益是否与 VRS 模式下的技术效益相等决定的。如果它们不相等（如图 15-9 中 P 点的情况），那么对于该决策单元单位就存在增长的规模收益。如果它们相等（如图 15-9 中 Q 点的情况），那么就存在规模收益减少



的情形。该模型的分析过程和前面介绍的 CCR 模型及 BCC 模型的操作完全相同。

与 DRS 模型 DEA 分析技术相对应的还有 IRS 模型, 该模型只需将 DRS 模型中的约束条件 $\Pi\lambda \leq 1$ 改为 $\Pi\lambda \geq 1$ 即可。这时如果得到的效率值小于 1, 那么就存在着规模收益增加的现象。

第四节 考虑价格因素时的 DEA 模型

如果参与决策的部门提供了有关价格方面的信息, 这时我们在考虑决策、行动时, 更为合理的是需要利用其价格信息, 以使决策结果达到成本最小化, 或收益最大化, 或是利润最大化。那么对这些决策单元进行评价时, 既需要考虑技术效率也需要考虑分配效率。

一、成本最小化模型

对于可变规模收益情形下的成本最小化的问题, 可以通过求解两次 DEA 模型来实现: 第一步是应用固定规模效益下的 CCR 模型进行分析, 得到参与决策的各个决策单元的技术效益 (TE)。然后再通过建立求解成本效益最小化的 DEA 模型, 得到成本效率。成本效率最小化模型的定义是:

$$\begin{aligned} \min_{\lambda, x_i^*} & w_i' x_i^* \\ & - y_i + Y\lambda \geq 0 \\ x_i^* & - X\lambda \geq 0 \\ st & \Pi' \lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

式中 w_i 是决策单元投入价格, x_i^* 是第 i 个决策单元的投入的最小化成本, 假设投入价格为 w_i 产出水平为 y_i , 第 i 个决策单元的总的成本效率 (CE) 计算如下

$$CE = w_i' x_i^* / w_i' x_i$$

也就是最低成本与已知成本的比值。然后使用下式计算分配效率, 即:

$$AE = CE/TE$$

AE、CE 和 TE 的取值在 0~1 之间, 当取值为 1 时, 表明是充分有效的。此外, 这个方法已隐含地将松弛变量引入到分配效率测度之中。



二、收入最大化模型

如果收入最大化是管理、决策者们的目的，这时在混杂有产出的分配非有效可以用类似方式进行解释。对于可变规模收益情形下的产出最大化问题，第一步是通过固定规模效益下的面向产出的 BCC 模型分析得到参与决策单位的技术效益 (TE)。然后再求解产出效益最大化的 DEA 模型：

$$\begin{aligned} \min_{\lambda, y_i^*} & p_i' y_i^* \\ -y_i^* + Y\lambda & \geq 0 \\ x_i - X\lambda & \geq 0 \\ st & 1' \lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

式中 p_i 是某个决策单元产出的价格， y_i^* 是第 i 个决策单元的产出的最大化收益，假设产出价格为 p_i 投入水平为 x_i ，第 i 个决策单元的总的收入效率 (RE) 计算如下

$$RE = p_i' y_i^* / p_i' y_i$$

也就是实测收入与模型最大收益的比值。然后使用下式计算分配效率，即：

$$AE = RE / TE$$

AE、RE 和 TE 的取值在 0~1 之间，当取值为 1 时，表明是充分有效的。

三、利润最大化模型

如果决策者已经同时掌握了投入和产出的价格，对于制定的决策单元，我们可以用 DEA 分析方法计算其利润最大化。利润最大化的 DEA 模型为：

$$\begin{aligned} \min_{\lambda, x_i^*, y_i^*} & p_i' y_i^* - w_i' x_i^* \\ -y_i^* + Y\lambda & \geq 0 \\ x_i^* - X\lambda & \geq 0 \\ st & 1' \lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

模型中各个参数含义和前面的相同。在利润最大化的 DEA 分析中，计算得到的目标函数值不一定在 0~1 之间：如果该值小于 0，则利润为负；如果该值等于 0，表明利润不定。

四、面板数据的 Malmquist 指数

面板数据 (Panel data) 的数据包络分析，可用 Malmquist 的 TFP 指标来



测度生产力的改变, 并且将生产力的改变分解成技术改变和技术效率改变。Malmquist 指数通常用于测量企业的全要素生产率 (TFP) 以及技术变化和技术效率变化 (包括纯效率和规模效率变化)。

Malmquist 生产率指数首先由 Caves, Christensen and Diewert (1982) 引入, 由 Färe 等人进一步发展而来。该指数运用 Shephard (1953) 提出的距离函数 (distance functions) 来定义, 它用来描述不需要说明具体行为标准 (例如成本最小化和利润最大化) 的多个输入变量和多个输出变量生产技术。运用面向产出 (output-oriented) 方法或面向投入 (input-oriented) 方法能够定义距离函数。给定投入变量矩阵, 一个产出的距离函数定义为产出指标变量矩阵的最优比例项; 同样, 给定产出变量矩阵, 产出变量距离函数可以看作是投入指标变量矩阵的最小比例项。

一般来说我们运用面向产出的方法来测度各决策单元的效率。根据 Shephard (1970) 和 Färe (1988) 的方法, 产出指标变量的距离函数定义如下:

$$D_0(x, y) = \inf \{ \delta : (x, y/\delta) \in P(x) \}$$

其中 x 和 y 表示输入变量和输入变量矩阵, δ 表示 Farrell 的面向输出的效率指标, $P(x)$ 定义为可能生产集合。如果 y 是 $P(x)$ 的组成部分, 则函数的值将小于或等于 1。如果 y 位于可能生产集合的外部前沿面上, 那么函数值将等于 1; 反之, 如果 y 位于 $P(x)$ 外部, 那么函数的值将大于 1。

Caves, Christensen 和 Diewert (1982) 第一次定义了相对于单一技术、基于产出指标变量的 Malmquist 生产率指数:

$$M_0^t = D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}) / D_0^t(x_t, y_t)$$

$$M_0^{t+1} = D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}) / D_0^{t+1}(x_t, y_t)$$

其中 $D_0^t(x_t, y_t)$ 和 $D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})$ 是分别根据生产点在相同时间段 (即, t 和 $t+1$) 同前沿面技术相比较得到的输出距离函数。另一方面 $D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})$ 和 $D_0^{t+1}(x_t, y_t)$ 分别是根据生产点在混合期间同前沿面技术相比较得到的输出距离函数。

为了避免随意选择一种参照技术, Färe 等 (1989) 运用两个前面所定义的 Malmquist 生产率指数的几何平均值来计算定向输出 Malmquist 指数:

$$M_0(x_t, y_t, x_{t+1}, y_{t+1}) = \left[\frac{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \times \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^t(x_t, y_t)} \right]^{1/2}$$

式中方括号外的第一项测算技术效率的面向产出指标在区间 t 和 $t+1$ 的

(逐渐趋近于生产前沿面)变化,而方括号里的项作为技术变化(创新)指标。它是前沿面在区间 t 和 $t+1$ 变化的几何平均值。

根据 Fare 等人 (1994) 的研究,上方程中的 Malmquist 指数中技术效率变化部分能够进一步的分解为纯技术效率变化和规模效率变化:

$$M_0(x_t, y_t, x_{t+1}, y_{t+1}) = \frac{S_0^t(x_t, y_t)}{S_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})} \times \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}/VRS)}{D_0^t(x_t, y_t/VRS)} \left[\frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})} \times \frac{D_0^{t+1}(x_t, y_t)}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{1/2}$$

其中第一项表示规模效率变化,第二项表示纯技术效率变化,最后一项表示技术变化。生产率的变化,即 M_0 , 分解为纯技术变化,规模效率变化以及技术变化可能等于 1、大于 1 和小于 1, 分别表示没有变化、有改进和倒退了。图 14-8 显示了距离函数和 Malmquist 指数是如何构建的。

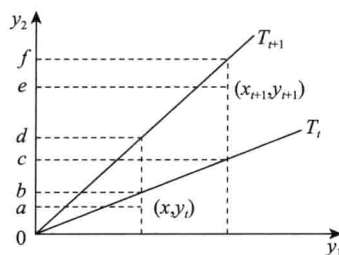


图 14-8 Malmquist 指数和距离函数的关系

从图 14-8 中的示意可知, $D_0^t(x_t, y_t) = oa/ob$, $D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}) = oe/of$, $D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}) = oe/oc$, $D_0^{t+1}(x_t, y_t) = oa/od$ 。故可分别得到技术效率变化:

$$\frac{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})} = \frac{oe/of}{oa/ob}$$

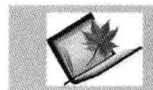
和技术变化:

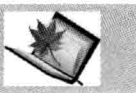
$$\left[\frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})} \times \frac{D_0^t(x_t, y_t)}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{1/2} = \left[\frac{oe/oc}{oe/of} \times \frac{oa/ob}{oa/od} \right]^{1/2}$$

以及 Malmquist 指数 (M_0):

$$\frac{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})} \left[\frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})} \times \frac{D_0^t(x_t, y_t)}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{1/2} = \frac{oe/of}{oa/ob} \left[\frac{oe/oc}{oe/of} \times \frac{oa/ob}{oa/od} \right]^{1/2}$$

参数和非参数方法都能够用于计算构成 Malmquist 指数基础的距离函数(如 Aigner and Chu, 1968; Caves, Christensen, and Diewert, 1982; Färe, Grosskopf and Lovell, 1985; Färe et. al., 1989; Balk, 1993)。在 DPS 中, 我





们采用 Färe 等人 (1994) 推荐的非参数 DEA 线性规划来计算各个时间段 t 和 $t+1$ 间的距离函数来检验 TFP 的变化。这里我们仅简述用于计算 cross-sectional 效率指标和 Malmquist 指标的 DEA 方法。

假定有 K 个待决策的单元, 每个决策单元在每个时段 t 里有 M 项投入指标, 即 $x_{m,kt}$, $m=1,2,\dots,M$, S 项产出指标, 即 $y_{s,kt}$, $s=1,\dots,S$ 。 $F'_0(x_{kt}, y_{kt})$ 表示面向产出的 Farrell 效率指标, 该效率指标给出了第 k 个决策单元在时期 t 内 y_t 的最大可能范围。

$$\begin{aligned} F'_0(x_{kt}, y_{kt}) \max & \delta \\ \delta y_{s,kt} & \leq \sum_{k=1}^K \lambda_{kt} y_{s,kt}, s = 1, \dots, S \\ \text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \lambda_{kt} x_{m,kt} & \leq x_{m,kt}, m = 1, \dots, M \\ \lambda_{kt} & \geq 0, k = 1, \dots, K \end{aligned}$$

由于 Farrell 效率指标是 Shephard (1953) 距离函数的反函数, 所以 $F'_0(x_{kt}, y_{kt})$ 实际上等于 $[D_0^t(x_{kt}, y_{kt})]^{-1}$ 。根据距离函数和 Farrell 技术效率指标的关系可建立下面四个线性规划问题, 并且得到它们的解的倒数, 那么把它们代入方程 $M_0(x_t, y_t, x_{t+1}, y_{t+1}) = \left[\frac{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \times \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^t(x_t, y_t)} \right]^{1/2}$ 中, 就可以得到 Malmquist 效率指数。这四个线性规划问题如下式所示:

$$\begin{aligned} F_0^t(x_{kt}, y_{kt}) &= [D_0^t(x_{kt}, y_{kt})]^{-1} \max \delta \\ \delta y_{s,kt} &\leq \sum_{k=1}^K \lambda_{kt} y_{s,kt}, s = 1, \dots, S \\ \text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \lambda_{kt} x_{m,kt} &\leq x_{m,kt}, m = 1, \dots, M \\ \lambda_{kt} &\geq 0, k = 1, \dots, K \\ F_0^{t+1}(x_{kt+1}, y_{kt+1}) &= [D_0^{t+1}(x_{kt+1}, y_{kt+1})]^{-1} \max \delta \\ \delta y_{s,kt+1} &\leq \sum_{k=1}^K \lambda_{kt+1} y_{s,kt+1}, s = 1, \dots, S \\ \text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K \lambda_{kt+1} x_{m,kt+1} &\leq x_{m,kt+1}, m = 1, \dots, M \\ \lambda_{kt+1} &\geq 0, k = 1, \dots, K \\ F_0^t(x_{kt+1}, y_{kt+1}) &= [D_0^t(x_{kt+1}, y_{kt+1})]^{-1} \max \delta \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} \delta y_{s,kt+1} &\leq \sum_{k=1}^K \lambda_{kt+1} y_{s,kt}, s = 1, \dots, S \\ st \sum_{k=1}^K \lambda_k x_{m,kt} &\leq x_{m,kt+1}, m = 1, \dots, M \\ \lambda_{kt} &\geq 0, k = 1, \dots, K \\ F_0^{t+1}(x_{kt}, y_{kt}) &= [D_0^{t+1}(x_{kt}, y_{kt})]^{-1} \max \delta \\ \delta y_{s,kt} &\leq \sum_{k=1}^K \lambda_{kt+1} y_{s,kt+1}, s = 1, \dots, S \\ st \sum_{k=1}^K \lambda_{kt+1} x_{m,kt+1} &\leq x_{m,kt}, m = 1, \dots, M \\ \lambda_{kt+1} &\geq 0, k = 1, \dots, K \end{aligned}$$

注意到前面两个线性规划是计算同一时间段内的 Farrell 效率指标, 后两个线性规划是计算前后两个时间段交叉时的 Farrell 效率指标。为了进一步检验规模效率的变化, 我们需要计算在规模技术收益变化时的逆产出距离函数。这需要在前面两个线性规划中增加一个限制条件 $\sum_{k=1}^K \lambda_{kt} = 1$ 。在每一个时间段, 规模效率变化用规定规模收益条件下的距离函数与可变规模收益条件下的距离函数的比率来表示; 同样纯技术效率的变化也可以通过计算可变规模收益下的本期 (own-period) 距离函数比率得到。

通过上面的计算, 我们能够将 Malmquist 指数分解成技术变化、纯效率变化和规模效率变化三个部分, 即式:

$$\begin{aligned} M_0(x_t, y_t, x_{t+1}, y_{t+1}) &= \frac{S_0^t(x_t, y_t)}{S_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})} \\ &\times \frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}/VRS)}{D_0^t(x_t, y_t/VRS)} \left[\frac{D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_0^{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})} \times \frac{D_0^t(x_t, y_t)}{D_0^{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{1/2} \end{aligned}$$

第五节 DEA 方法在 LED 行业投资中的运用

一、LED 行业的政策背景

2011 年 10 月 4 日, 国家发展和改革委员会召开新闻发布会, 正式公布了发改委、商务部、海关总署、国家工商总局、国家质检总局联合印发的



《关于逐步禁止进口和销售普通照明白炽灯的公告》，确定了中国淘汰白炽灯五个阶段。根据《公告》将在未来5年内分功率逐步淘汰销售普通照明白炽灯，从发文时到明年的9月30日为过渡期，2012年10月1日首先是100瓦及以上普通照明白炽灯进入淘汰期，2014年60瓦及以上普通照明白炽灯将禁止进口和销售，此后2015年10月1日至2016年9月30日为中期评估期，2016年10月1日15瓦及以上普通照明白炽灯停售。

《公告》预计，可新增照明电器行业产值约80亿元，年节电480亿千瓦时。对LED照明产业和节能灯产业将形成长期利好，仅取代现有白炽灯所形成市场规模将达到几千亿元。根据LED行业“十二五”规划，2015年照明灯具行业的销售额为4600亿元，其中出口额为250亿美元。国家“十二五”科技发展规划中，提出2015年LED占国内通用照明市场30%以上份额，产值达到5000亿元。淘汰白炽灯路线图公布后，LED照明板块成为市场热点，淘汰白炽灯能够给LED灯具带来一定的市场空间。LED在照明上的应用刚刚开始起步，市场还没有打开，未来前景比较广阔。从整个照明灯具行业看，呈现出持续、快速、稳定发展的态势，未来五年年增幅超过10%。

目前LED灯具销售额为200亿~300亿元，未来所占的市场份额会越来越大。近来LED行业政策利好不断，国家的支持重点将从生产企业向终端消费者转移，由发改委和财政部联合起草的LED照明产品财政补贴方案，在2011年7月~8月已经向LED照明产品生产厂家征求意见，首轮LED照明产品补贴金额约为80亿元，同时会优先启动对室内照明和商业照明的产品补贴，然后再逐步扩大补贴的力度和范围，同时会压缩节能灯补贴的份额和力度。预计年底前可能公布补贴方案。LED照明产品财政补贴方式，将仿照节能灯补贴形式，招标选定生产厂家与供货价格，中标的厂家产品，有资格在中标协议价基础上享受一定程度的财政补贴，补贴对象可能仍分为大宗用户和城乡居民用户两类，其中，对城乡居民用户补贴力度将超过大宗用户，与此同时，“十二五”期间的节能环保产业发展规划政策即将出台。

二、LED行业的市场状况

在新兴应用市场不断出现的带动下，我国LED市场规模不断提升，2005年中国LED的产量已经达到262.1亿只，市场规模更是突破百亿元大关达到114.9亿元。2008年，我国LED产业市场达到80亿美元。随着LED应用范围的增加，这一市场将有不断增加的趋势。LED的应用领域已经从最初简单的电器指示灯、LED显示屏发展到LCD背光源、景观照明、室内装饰灯等其他领域。2009年国内半导体照明应用产值达到600亿元，同比增长33%，



其中景观装饰照明达到 140 亿元，LED 全彩显示屏 120 亿元、路灯及室内射灯照明 75 亿元、手机等便携式电子 65 亿元、LCD 背光 60 亿元、交通信号灯 35 亿元、指示等 25 亿元、汽车应用产品 12 亿元，其他应用产品 68 亿元。从应用领域来看，我国 LED 目前还停留在主要应用于手机、交通信号、显示屏、景观装饰、特种照明以及汽车等功能性要求不高的应用市场，而暂时还未能真正地大规模进入通用照明市场。因此，在我国，显示屏市场是 LED 的主要应用市场，全彩显示屏增势强劲；汽车车灯应用市场潜力大，而通用 LED 照明应用市场，任重而道远，但我国 LED 应用领域存在着由于产品种类、品种参差不齐问题而引起的制约，尤其是在通用照明领域，由于存在的技术不足，使其无法进行规模化普及应用。

2011 年，LED 照明领域，受到欧洲债务危机的影响，美国经济形势的恶化影响，以及国内消费者意识尚未转变的原因，基本上价格下降加速，销量却无明显增长，整个行业产业链处于价格快速下跌而市场仍未开启局面，第 3 季度 LED 行业业绩加速下滑，行业竞争激烈，毛利率下降明显，然而上半年产业链中的各环节投资扩产力度依然较大，照明市场的开启依靠 LED 产品价格的下降，决定了整个行业短期业绩或将继续下滑，上游蓝宝石衬底领域严重过剩，封装环节面临洗牌。LED 行业短期难以看到实质性业绩体现，但是中长期 LED 行业潜力巨大。

三、LED 产业链构成

LED 产业链大致有五部分组成，分别是原材料、测试仪器和生产设备、LED 上游产业、LED 中游产业和 LED 下游产业。一般情况下，LED 产业链主要是指 LED 上游产业、中游产业和下游产业，如图 14-9 所示。LED 上游产业主要指外延片和芯片的制造，LED 中游产业主要指各种 LED 器件和封装，LED 下游产业主要指各种 LED 的应用产品产业。其中，上游和中游技术含量较高，资本投入密度大，为国际竞争最激烈、经营风险最大的领域。从上游到中游再到下游，行业进入门槛逐步降低。上游外延片具有典型的“双高”（高技术、高资本）特点，上游环节的利润率较高，得有自己的核心技术。中游芯片技术含量高、资本相对密集，下游封装在技术含量和资本投入上要低一些，而应用产品的技术含量和资本投入最低。

根据 Wind 数据库申银万国的行业分类，LED 行业里共有 12 家上市公司，他们分别是德豪润达、国星光电、奥拓电子、乾照光电、雷曼光电、鸿利光电、洲明科技、瑞丰光电、联建光电、联创光电、士兰微、三安光电。乾照光电是国内四元系红黄光 LED 芯片产销量最大的企业之一，并且乾照光

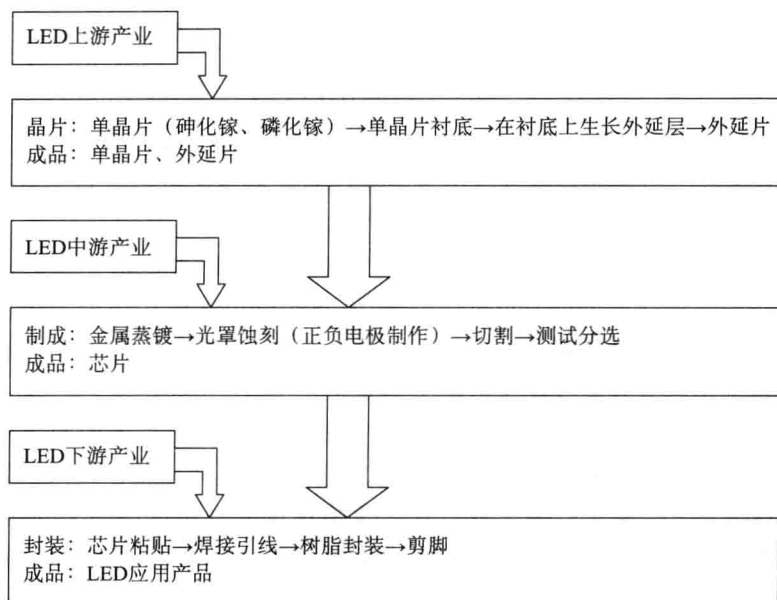


图 14-9 LED 产业链

电介入 LED 上游，生产外延片和 LED 芯片及太阳能电池芯片。LED 芯片领域主要上市公司有，三安光电、德豪润达和联创光电。其中，三安光电是国内最早从事 LED 芯片制造的厂商，德豪润达从 2009 年切入 LED 封装和应用，2010 年下半年进入芯片领域；联创光电已形成从 LED 外延片、芯片、器件到全彩显示屏、半导体照明光源等应用产品的较完整产业链和规模化生产。国星光电是国内最大的 SMDLED 封装企业，雷曼光电是国内中高端 LED 封装领先者，瑞丰光电定位于封装环节，与其他封装大厂国星光电、鸿利光电、雷曼光电等相比，没有对 LED 行业上下游的介入。

LED 行业具有庞大的市场，LED 产品还具有高性价比，长期优惠的政策补贴也是可以预期的，唯一受影响的因素是整个 LED 产业链中的产品价格将会继续下降，行业处于最艰难时刻，整体洗牌不可避免。随着补贴政策的明朗，消费者意识的转变，以及商用照明领域的推广，LED 行业的发展长期看好，近期行业伴随大盘的调整估值进一步向下修正。考虑到未来 LED 行业的高成长预期，本书将按照从市场结构、市场份额和行业竞争力的顺序，依次对行业进行了深入的量化研究，试图挖掘有竞争力或潜力的上市公司。

四、LED 行业市场结构的划分

LED 行业竞争激烈，各上市公司分别处于行业的上中下游或者横跨整个



产业链，那么有必要先看看整个LED行业处于一个什么样子的市场？高度垄断、完全竞争还是几家大企业的寡头垄断。为此先介绍一下市场结构划分的依据，随后按照划分依据计算市场结构类型，并在此基础上，考察各上市公司的市场份额。

市场结构的划分，通常是依据市场集中度指标来衡量的。而集中度的度量，使用绝对集中度指标CR_n和相对集中度指标HHI。

其中绝对集中度指标CR_n计算公式为：

$$CR_n = \sum_{i=1}^n (X_i / \sum_{i=1}^N X_i)$$

其中，CR_n为行业中前n个最大企业的规模之和；X_i为行业第i个企业的规模；n为行业内最大的几个企业数目；N为行业内所有的企业数目。根据CR_n计算公式，集中度越高，CR_n就趋近于1。根据CR_n的取值不同，可以依据表14-1，将市场结构进行划分。

表 14-1 Bain 的市场结构分类

市场结构/集中度	CR ₄	CR ₈
寡占Ⅰ型	CR ₄ ≥ 75	
寡占Ⅱ型	65 ≤ CR ₄ < 75	CR ₈ ≥ 85
寡占Ⅲ型	50 ≤ CR ₄ < 65	75 ≤ CR ₈ < 85
寡占Ⅳ型	35 ≤ CR ₄ < 50	45 ≤ CR ₈ < 75
寡占Ⅴ型	30 ≤ CR ₄ < 35	40 ≤ CR ₈ < 45
竞争型	CR ₄ < 30	CR ₈ < 40

资料来源：[美] J. S. Bain：《产业组织》，丸善株式会社，1981：141-148。

相对集中度HHI指数，是行业内所有企业的规模份额的平方和，计算公式：

$$HHI = \sum_{i=1}^n (X_i/X)^2 = \sum_{i=1}^n S_i^2$$

其中，X为行业市场的总规模；X_i为行业内第i个企业的规模；S_i为行业内第i个企业的规模占比；n为行业内的企业数。

HHI指数越大，行业的集中度程度越高，垄断的程度也就越高，当HHI=1时，行业处于完全垄断市场；HHI指数越小，行业的集中度程度越低，竞争的程度也就越高，当HHI=0时，行业处于完全竞争状态。

美国司法部通常将HHI指数放大10000倍，使之介于0~10000之间。根据表14-2标准来衡量行业集中度。



表 14-2 以 HHI 指数衡量的市场结构分类

市场结构	寡占型				竞争型	
	高寡占 I 型	高寡占 II 型	低寡占 I 型	低寡占 II 型	竞争 I 型	竞争 II 型
HHI 值 0-10000	$HHI \geq 3000$	$3000 > HHI$ ≥ 1800	$1800 > HHI$ ≥ 1400	$1400 > HHI$ ≥ 1000	$1000 > HHI$ ≥ 500	$500 > HHI$

资料来源：<http://wiki.mbalib.com>。

五、LED 行业市场结构的类型

根据市场结构的划分依据，我们以总资产作为各上市公司的规模代表，那么依据集中度的计算公式，将 CR4 和 HHI4 的计算结果统计在表 14-3 中：

表 14-3 用总资产为指标划分 (单位：%)

年份	CR4	HHI4
2008	78.93	9487.56
2009	78.86	9517.44
2010	74.98	9153.48
2011	73.11	9303.14

资料来源：Wind 数据库。根据申万行业划分，LED 上市公司 12 家。

很明显，依据市场结构划分中的 CR4 和 HHI4 的标准，国内 LED 市场结构属于高度寡头垄断，初步具有寡占 I 型向寡占 II 型转变的趋势。

并且通过计算各上市公司总资产在 2008 ~ 2011 年的行业总资产占比 (见表 14-4)，我们可以发现，德豪润达、士兰微、三安光电具有绝对的寡头垄断地位。

表 14-4 各上市公司总资产在 2008 ~ 2011 年的
行业总资产中的占比 (对应 CR4 分析)

Name	08 (Xi/X)	9 (Xi/X)	10 (Xi/X)	11 (Xi/X)
德豪润达	0.2357	0.2202	0.2378	0.2169
国星光电	0.0760	0.0683	0.1084	0.0954
奥拓电子	0.0206	0.0169	0.0103	0.0200
乾照光电	0.0372	0.0320	0.0806	0.0644
雷曼光电	0.0074	0.0096	0.0104	0.0300
鸿利光电	0.0212	0.0210	0.0179	0.0324
洲明科技	0.0132	0.0153	0.0134	0.0246

续表

Name	08 (Xi/X)	9 (Xi/X)	10 (Xi/X)	11 (Xi/X)
瑞丰光电	0.0111	0.0206	0.0139	0.0126
联建光电	0.0240	0.0277	0.0181	0.0177
联创光电	0.2171	0.1849	0.0856	0.0673
士兰微	0.2260	0.1787	0.1206	0.1154
三安光电	0.1104	0.2048	0.2830	0.3035

注：根据 wind 数据库计算整理。

再由 HHI 的计算公式和市场划分依据，从各上市公司总资产在 2008 ~ 2011 年行业总资产中占比的平方中（见表 14-5），我们可以得到，联创光电在 2008 ~ 2009 年占据寡头垄断地位，2010 ~ 2011 年其寡头地位有所下降，而国星光电、乾照光电在 2010 ~ 2011 年表现出一定的寡头地位。

表 14-5 各上市公司总资产在 2008 ~ 2011 年
行业总资产中占比的平方（对应 HHI4 分析）

Name	08 (Xi/X) ^2	09 (Xi/X) ^2	10 (Xi/X) ^2	11 (Xi/X) ^2
德豪润达	3176.334	2947.15	3175.983	2708.506
国星光电	330.142	283.92	659.987	523.895
奥拓电子	24.213	17.45	5.978	23.048
乾照光电	79.287	62.13	365.075	238.582
雷曼光电	3.13	5.61	6.051	51.839
鸿利光电	25.734	26.87	17.974	60.368
洲明科技	10.015	14.17	10.035	34.889
瑞丰光电	7.002	25.84	10.917	9.117
联建光电	32.924	46.57	18.44	17.957
联创光电	2694.409	2078.41	412.052	261.055
士兰微	2920.25	1941.92	817.317	766.324
三安光电	696.564	2549.96	4500.192	5304.419

注：根据 wind 数据库计算整理。

六、LED 行业市场结构的份额

在计算分析完市场结构类型之后，我们来看看各上市公司在当前寡占 I 型下的市场份额。很显然，具有垄断地位的上市公司，如果市场份额小，就很容易说明它不具有竞争优势，反之亦然。





LED 市场本身巨大，未上市的公司众多，但本研究仅仅限于上市公司的研究。因此，为了科学计算，我们将各上市公司 LED 收入之和等于同期 LED 行业总收入，反映 LED 市场大小；用主营中的 LED 收入在同期 LED 行业总收入占比，反映各上市公司所占市场份额。依据这个方法，我们可以得到各上市公司在 2008 ~ 2011 年期间的行业市场份额（见表 14 - 6）。

表 14 - 6 各上市公司 2008 ~ 2011 年的行业市场份额 (单位：%)

Name	08Share - ratio	9Share - ratio	10Share - ratio	11Share - ratio
德豪润达	0.00	5.15	7.07	8.61
国星光电	19.84	15.88	15.00	13.65
奥拓电子	4.75	3.41	3.36	3.04
乾照光电	4.52	5.77	5.77	10.20
雷曼光电	3.24	3.05	4.01	3.41
鸿利光电	9.92	7.66	8.45	7.58
洲明科技	10.15	9.35	9.72	6.55
瑞丰光电	4.39	4.87	4.69	4.03
联建光电	7.62	7.39	6.49	5.73
联创光电	26.91	17.77	16.30	12.86
士兰微	0.00	6.06	7.63	5.31
三安光电	8.65	13.65	11.50	19.05

注：根据 wind 金融数据计算整理。

可以看出，国星光电、联创光电和三安光电占据比较大的市场份额。市场份额逐年下降的有国星光电、奥拓电子、洲明科技、联建光电、联创光电。市场份额逐年上升的有德豪润达、乾照光电。德豪润达、三安光电具有绝对的寡头垄断地位，其市场份额呈上升趋势。联创光电在 2008 ~ 2009 年占据寡头垄断地位，2010 ~ 2011 年其寡头地位明显下降，并且其市场份额呈逐年下降趋势。国星光电、乾照光电在 2010 ~ 2011 年表现出一定的寡头地位，它们市场份额呈现相反的趋势，前者逐年下降，后者逐年上升。

第六节 LED 行业竞争力分析

一、竞争力指标

测算上市公司竞争力，通常使用 Malmquist 指数，其定义为：



$$M_{t,t+1} = \left[\frac{F^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{F^t(x^t, y^t)} \times \frac{F^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{F^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$= \left[\frac{F^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{F^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{F(x^t, y^t)}{F^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}} \times \frac{F^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{F^t(x^t, y^t)}$$

Malmquist 指数可以反映整个企业的全要素生产率效率 (Δtfpch), 可以分解为技术变化指数 (Δtechch) 和综合效率改善指数 (Δeffch), 其中:

$$\text{技术变化指数} = \left[\frac{F^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{F^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{F(x^t, y^t)}{F^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$\text{综合效率改善指数} = \frac{F^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{F^t(x^t, y^t)}$$

当 $\Delta \text{tfpch} > 1$, 竞争力上升; 当 $\Delta \text{tfpch} < 1$, 竞争力下降。当 $\Delta \text{techch} > 1$, 技术效率上升; 当 $\Delta \text{techch} < 1$, 技术效率下降。当 $\Delta \text{effch} > 1$, 综合效率上升; 当 $\Delta \text{effch} < 1$, 综合效率下降。

Malmquist 指数可以通过下面 4 个 DEA 的 CCR 模型计算得出,

$$F^t(x^t, y^t) = \min \theta \quad F^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}) = \min \theta$$

$$s. t. \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_j^t \lambda_j \leq \theta X_k^t \\ \sum_{j=1}^n Y_j^t \lambda_j \geq Y_k^t \\ \lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, n \end{cases} \quad s. t. \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_j^{t+1} \lambda_j \leq \theta X_k^{t+1} \\ \sum_{j=1}^n Y_j^{t+1} \lambda_j \geq Y_k^{t+1} \\ \lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, n \end{cases}$$

$$F^t(x^{t+1}, y^{t+1}) = \min \theta \quad F^{t+1}(x^t, y^t) = \min \theta$$

$$s. t. \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_j^{t+1} \lambda_j \leq \theta X_k^t \\ \sum_{j=1}^n Y_j^{t+1} \lambda_j \geq Y_k^t \\ \lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, n \end{cases} \quad s. t. \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_j^t \lambda_j \leq \theta X_k^{t+1} \\ \sum_{j=1}^n Y_j^t \lambda_j \geq Y_k^{t+1} \\ \lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, n \end{cases}$$

其中 θ 是第 K 个决策单元的综合效率, 满足 $0 \leq \theta \leq 1$ 。经济含义为当第 K 家决策单元的产出水平不变时, 以样本中最佳表现的决策单元为基准, 与实际所需要的投入比例。其中 X_j 为输入变量, Y_j 为输出变量, λ_j 为调整系数。

二、竞争力的结果

我们以各上市公司的总资产和营业费用作为投入要素, 以主营业务收入



和 LED 业务带来的收入作为产出要素，那么在最少投入却有最大产出的上市公司具有竞争优势。因此，我们可以得到行业 Malmquist 指数变化率的年平均值（表 14-7）和各上市公司 Malmquist 指数变化率的年平均值（表 14-8）。

表 14-7 Malmquist 指数变化率年平均值

year	Δeffch	Δtechch	Δtfpch
2009 ~ 2010	1.049	0.751	0.788
2010 ~ 2011	0.754	1.049	0.791
均值	0.890	0.888	0.790

表 14-8 各上市公司 Malmquist 指数变化率平均值

firm	Δeffch	Δtechch	Δtfpch
德豪润达	0.681	1.244	0.846
国星光电	0.870	0.812	0.706
奥拓电子	0.900	0.862	0.775
乾照光电	1.000	1.119	1.119
雷曼光电	0.752	0.845	0.636
鸿利光电	0.961	0.757	0.728
洲明科技	0.960	0.653	0.627
瑞丰光电	1.090	0.747	0.813
联建光电	1.087	0.779	0.847
联创光电	1.176	0.739	0.869
士兰微	0.647	1.234	0.799
三安光电	0.736	1.106	0.814
均值	0.890	0.888	0.790

由表 14-7 可以看出，在 2009 ~ 2010 年，由 $\text{effch} > 1$ 可知，行业综合效率的平均值有所提升，但 $\text{techch} < 1$ ，所以行业竞争力有所下降；在 2010 ~ 2011 年，由 $\text{techch} > 1$ 可知，技术效率的行业平均值有所提升，但 $\text{effch} < 1$ ，所以行业竞争力依然有所下降。

可以看出，LED 行业整体竞争力（均值 < 1 ）呈下降趋势；各上市公司中仅有乾照光电的竞争力得到提升。平均来看，综合效率改善的上市公司有乾照光电、瑞丰光电、联建光电和联创光电；技术效率改善的上市公司有德豪润达、乾照光电、士兰微和三安光电；纯技术效率没有改善的上市公司有德豪润达、雷曼光电、士兰微；规模效率得到改善的上市公司有乾照光电、

瑞丰光电、联建光电和联创光电。

第七节 小 结

在 LED 行业处于高度垄断的市场结构下，乾照光电在 2010 ~ 2011 年表现出一定的寡头地位，市场份额也呈现上升趋势，并且行业竞争力得到提升，具有明显的行业竞争力。德豪润达、士兰微和三安光电具有绝对的寡头垄断地位，占有较高的市场份额，并且在 LED 行业中技术效率得到改善 ($\Delta \text{techch} > 1$)，在未来具有潜在的 ($\Delta \text{effch} > 1$ 时， $\Delta \text{tfpch} = \Delta \text{effch} \times \Delta \text{techch} > 1$) 行业竞争力。



第十五章

基于状态空间模型的 动态 Alpha 识别

第一节 引言

206



传统的 Alpha 策略与资本资产定价模型 (CAPM) 中的 Alpha 概念均来自于 20 世纪中叶, 当时约 75% 的股票型基金经理构建的投资组合无法跑赢根据市值大小构建的简单组合或是指数。不少学者将此现象归因于市场的有效性: 由于套利的存在, 在一个有效的金融市场, 任何寻找超额收益的努力都是徒劳的, 投资者只能获得基准收益率。随着 20 世纪后半期衍生品的诞生, 不少基金取得了令人眩目的收益率, 这说明通过积极的投资管理是可以获得超额收益率的。高收益率基金的诞生使得投资者不再满足于消极投资策略带来的回报, 投资者希望能够获取超越基准指数的收益率。Alpha 就是高于经 β 调整后的预期收益率的超额收益率。

Alpha 收益的概念来自于 20 世纪 50 年代, 借助于对衍生品的操作, 不少基金取得了在以往市场所不能获得的收益水平, 这说明改变以往被动的投资方式, 转而实施积极的投资管理, 是可以获得稳定的 Alpha 收益的。计算 Alpha 需要用到 CAPM 模型, 传统 Alpha 策略是在基金经理建立了 β 部位的头寸后, 通过衍生品对冲 β 部位的风险, 从而获得正的 Alpha 收益。Alpha 策略并不依靠对股票 (组合) 或大盘的趋势判断, 而是研究其相对于指数的投资价值, 这也是很多对冲基金惯用的投资策略。

积极型的投资管理所带来的收益可以分为两部分, 一部分来自市场的正常风险溢价收益 (也称为 Beta 收益), 另一部分则来投资人的投资技巧, 即超越系统风险溢价的超额收益 (也称为 Alpha 收益)。来自市场的收益比较



容易获得，最简单的获取市场收益的办法就是指数型被动投资方法，但是要获取超越市场的 Alpha 则是件比较困难的事情，而这也正是投资者最为关注的部分。因此，寻找获取 Alpha 收益的策略已成为投资界研究的重中之重。在 CAPM 模型的基础上，可以得到资产的正常收益，本文即是拓展 CAPM 模型，将其进行动态化设定，追求动态 Alpha 的稳定收益。

要获取 Alpha 收益，首先需要寻找到 Alpha 不为零的股票，在一般情况下单个股票的 Alpha 值不会长期、持续不为零。究其原因：一只股票若存在估值偏差，市场发现以后，由于套利的存在，Alpha 就会迅速归零。因而股票一般不会长期被低估或者高估，其 Alpha 有时表现为正，有时表现为负，这也是为什么常规的定性分析方法在市场中通常难以发现股票具有明显持续的 Alpha。

长期而言，尽管每只股票的 Alpha 都应该为零，但可以证实，市场中存在部分股票，其 Alpha 在一段时间内可能持续大于零或小于零，股票的 Alpha 之所以会在短期内持续主要有两个原因：（1）同商品的价格与价值定价应当相同，股票的价格会围绕股票价值做上下波动，若股票价格向其价值收敛的速度较慢，发现错误定价的投资者就更容易从中获利，所以投资者会倾向于以更缓慢速度的把价格推向股票的实际价值。（2）中国股票市场存在一种“股票（行业）轮动”现象，一个行业或部分股票常常会在一段时期内保持强于或弱于市场总体水平。

通常获取 Alpha 收益的策略称为“Alpha 策略”，是指通过构建具备 Alpha 收益的组合来获取比较高的投资收益，并且在投资该组合的同时，利用金融衍生品（股指期货等）将组合的系统风险（Beta 收益部分）对冲掉，从而使得组合的 Alpha 收益部分与市场组合的相关性几乎为零，此时便可以获得稳定的 Alpha 收益，而不受市场趋势的影响。另一种获取 Alpha 收益的策略称为“可转移 Alpha 策略”，是指在不改变组合现有系统风险的前提下（即不对冲组合的 Beta 风险），用金融工程的方法，建立其他与组合系统风险相关度较低的 Alpha 收益组合投资策略。可转移 Alpha 策略的目的是通过低成本获取 Beta 收益的同时，亦充分发挥管理者投资管理能力，追求 Alpha 收益，以期达到整体收益的最大化。

经过多年发展，中国股市无论从规模上和投资者结构上都得到改善，作为中国经济的晴雨表，投资者对投资中国股市、分享中国经济成长充满期望。本书在传统 CAPM 模型的基础上，依据市场特征进行拓展，将 Alpha 和 Beta 进行动态化设定，分析不同个股、行业的 Alpha 和 Beta 的特征，奠定投资策略基础。



第二节 获取 Alpha 收益的理论方法及其实践

Alpha 策略和套期保值策略在国内的研究刚刚兴起，这两个内容均与 CAPM 有关，在海外市场已经有了相当不错的应用和实践。本节简要梳理构建 Alpha 策略的理论方法及其实践，以及国内 Alpha 策略研究概况。

一、获取 Alpha 收益的理论方法简述

国外关于 Alpha 策略的研究，一般是研究如何通过特定的股票组合和衍生品来构造 Alpha 投资策略组合。Edward Kung 和 Larry Pohlman (2004) 的研究发现，机构投资者一般通过对冲基金或基金组合来获取超额收益，但是对冲基金的市场风险不能完全对冲，导致 Alpha 策略的收益不能独立于市场的走势。另一种获得超额收益的办法就是持有基金，同时做空股指期货，抵消基金中的市场风险。而使用可转移的 Alpha 策略将小盘股组合 (Russell 2000) 的超额收益移植到大盘股 (S&P500) 的 Beta 收益上，收益提高 15%。国内学者陈露 (2010) 采用基本面财务指标来进行选股以及实证分析，这些指标包括 MB (即市盈率的倒数)、EP (即市净率的倒数)、NCFM 等，分别代表了公司的资本结构、收益能力和现金流状况，包含了财务数据和交易数据，以沪深 300 指数的成分股为股票池，依据基本面各项指标排序的前 50 名来构造 Alpha 策略组合，收到不错的效果。

现阶段，国外的研究多是针对可转移 Alpha 策略，其中用到大量衍生品的杠杆交易，在市场上寻求对冲的 Beta 值，对于现阶段我国的金融市场实际借鉴意义不大，只是一种思路的参考。陈露 (2010) 的研究对本书后续研究具有一定的借鉴意义。本书重点在于突出在短期内，上市公司的基本面指标未发生变动或变动微小的情况下，捕捉由于其他因素引发的个股 Alpha 和 Beta 发生变化。因此，相较于基于财务分析的研究，本书更侧重于捕捉短期内投资具有正 Alpha 性质股票的获利机会。

二、利用衍生工具对冲市场风险

构建 Alpha 策略，离不开利用衍生工具对冲市场风险，对套期保值理论的研究就凸现出重要性。



股指期货的套期保值研究是以商品期货的有关理论为基础的,形成了三种代表性的套期保值理论,股指期货的研究者们根据这三种理论,相应地发展出股指期货的套期保值理论并对其效果进行分析。Keynes (1930) 和 Hicks (1946) 提出了商品期货的简单套期保值理论。将其应用于股指期货,在衡量套期保值效果时,一般使用套期保值前后组合收益方差减小的比例来衡量。Working (1953) 提出了“选择性套期保值理论”,但将其应用于股指期货的套期保值效果无法评估。Johnson (1960)、Stein (1961)、Ederington (1979) 等基于 Markowitz (1952) 的组合投资理论来研究套期保值问题,提出了组合投资套期保值理论 (Theory of Portfolio Hedging),这是现代期货套期保值理论形成的标志方法。

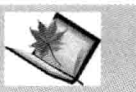
国内,徐国祥、檀向球 (2004) 以香港恒生指数期货对指数期货的套期保值进行了实证研究,在对标的股进行系统性风险测量后,对不同系统风险的样本进行分类,进行套期保值实证分析并得出效果比较。齐明亮 (2004) 对上海期铜合约进行了套期保值研究,在风险最小化的框架下比较了不同套期保值策略的绩效,结果表明虽然传统的套期保值在一定程度上可以起到转移风险的作用,但是基于最小方差的套期保值策略优于传统的策略。

杨浩 (2007) 在《沪深 300 股指期货套期保值效果实证分析》一文中通过包括基金、券商、社保、QFII 等机构投资者重仓持股来实证检验沪深 300 股指期货的套期保值效果,得出大机构投资者利用股指期货套期保值的效果最好,在实现收益的同时可以转移一定的风险的结论。王文娟、常晓荣、程伟伟 (2007) 通过用 ETF 与沪深 300 股指期货套期保值率的实证研究得出结论,与没有进行套期保值相比,进行股指期货套期保值可以锁定收益。

杨梦琪 (2008) 通过运用收益率最小方差模型,以沪深 300 现货替代期货,对沪深 300 股指期货套期保值策略及效果进行检验,得出沪深 300 股指期货的推出对投资者规避我国股票市场中的系统风险起到巨大作用的结论。

钱丽霞、黄运成 (2009) 利用风险最小化套期保值模型中最小二乘法 (OLS),双变量向量自回归模型 (BVAR),误差修正套期保值模型 (ECM),广义自回归条件异方差模型 (EC - GARCH) 和套期保值绩效指标 (He),对 A 股市场与沪深 300 指数的虚拟组合数据的套期保值比率和绩效进行实证研究。胡向科 (2010) 在最小方差思想下,分别用 OLS、双变量自回归模型、误差修正模型,以及 ECM—GARCH 模型 4 种方法对最优套期保值比率进行了估计。

国内所利用方法的优点是采用多种方法估计最优套保比率,缺点在于多是以整个现货和期货市场作为套保组合,不容易为投资者所采用,上述中的



杨浩(2007)是以包括基金、券商、社保、QFII等机构投资者的重仓持股为研究对象,对实际投资者的操作有实际意义。

第三节 捕捉动态 Alpha 的状态空间模型设定

本节基于传统的 CAPM 模型进行初步拓展,并利用状态空间模型刻画 Alpha 和 Beta 的动态特征,采取 MCMC 方法对模型进行识别。

一、广义线性状态空间模型

现在考虑广义状态空间模型。许多经济和金融上的动态时间序列模型可以表示成状态空间模的形式。广义高斯线性状态空间模型具有如下的形式:

$$\begin{cases} s_{t+1} = d_t + T_t s_t + R_t \eta_t, \\ y_t = c_t + Z_t s_t + e_t, \end{cases} \quad (15-1)$$

其中 $s_t = (s_{1t}, \dots, s_{mt})'$ 是个 m 维状态向量, $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{kt})'$ 是 k 维观测向量, d_t 和 c_t 分别是 m 维和 k 维的确定性向量, T_t 和 Z_t 分别是 $m \times m$ 和 $k \times m$ 系数矩阵, R_t 是 $m \times n$ 矩阵, 通畅由 $m \times m$ 单位矩阵的子列构成, 且 $\{\eta_t\}$ 和 $\{e_t\}$ 分别是 n 和 k 维高斯白噪声序列, 满足:

$$\eta_t \sim N(0, Q_t), \quad e_t \sim N(0, H_t), \quad (15-2)$$

其中 Q_t 和 H_t 是正定矩阵。我们假定 $\{\eta_t\}$ 和 $\{e_t\}$ 是独立的, 但在必要的时候这个条件可以放松。初始状态 s_1 服从 $N(u_{110}, \sum_{110})$, 其中 u_{110} 和 $\sum_{110}$ 是给定的, 且对于 $t > 0$, e_t 与 η_t 独立。

(15-1) 中第 2 式被称作是度量或者观测方程。该方程给出了观测值 y_t 与状态向量 s_t 、解释变量 c_t 和测量误差的联系。(15-1) 中的第 1 式是状态或转移方程。它描述的是带有新信息 η_t 的一阶马尔科夫链。该马尔科夫链绝了状态的转移。矩阵 T_t 、 R_t 、 Q_t 和 H_t 都是已知且称其为系统矩阵。这些矩阵通常是稀疏的。它们是某个参数 θ 的函数, 且参数 θ 可以通过极大似然方法估计。

式 (15-1) 所表示的状态空间模型可以表示成更为紧凑的形式

$$\begin{cases} s_{t+1} \\ y_t \end{cases} = \delta_t + \Phi_t + u_t \quad (15-3)$$

其中

$$\delta_t = \begin{bmatrix} d_t \\ c_t \end{bmatrix}, \Phi_t = \begin{bmatrix} T_t \\ Z_t \end{bmatrix}, u_t = \begin{bmatrix} R_t \eta_t \\ e_t \end{bmatrix}$$

而且 $\{u_t\}$ 是高斯白噪声序列, 期均值为 0、协方差矩阵为

$$\Omega_t = \text{Cov}(u_t) = \begin{pmatrix} R_t Q_t R_t' & 0 \\ 0 & H_t \end{pmatrix}$$

初始扩散过程可以通过

$$\Sigma_{110} = \Sigma_{\infty} + \lambda \Sigma_{\infty}$$

得到。其中 Σ_{∞} 和 Σ_{∞} 是 $m \times m$ 的对称正定矩阵, 且 λ 为大的实数, 可以取到无限。在许多应用中, 系统矩阵不随时间而变。然而, 这些矩阵也可以是时变的, 这样使得状态空间模型更加灵活。在考察金融市场中的诸多现象时, 可以考虑利用状态空间模型进行刻画。简单的 AR 模型、MA 模型和 ARIMA 模型等都可以看做是状态空间模型的特例。因此这一方法具有较为广泛的适用性。

二、具有动态性质的 CAPM 模型

资本资产定价模型可以表示为:

$$\begin{cases} r_t = \alpha_t + \beta_t r_{M,t} + e_t, e_t \sim N(0, \sigma_e^2), \\ \alpha_{t+1} = \alpha_t + \eta_t, \eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2), \\ \beta_{t+1} = \beta_0 + \rho \beta_t + v_t, v_t \sim N(0, \sigma_v^2). \end{cases} \quad (15-4)$$

其中 r_t 是资产的超额回报率, $r_{M,t}$ 是市场的超额回报率, $\{e_t, \eta_t, v_t\}$ 是三个随机扰动项, 均服从标准正态分布。(4) 式中的 Alpha 具有随机游走的性质。

上述的 β 值具有均值回复的特征, (4) 式中的第 3 式一般在表示均值回复特征时通常用如下形式:

$$\beta_t - \bar{\beta} = \rho(\beta_{t-1} - \bar{\beta}) + v_t \quad (15-5)$$

对公式进行变形可以得到:

$$\begin{aligned} \beta_t &= (1 - \rho)\bar{\beta} + \rho\beta_{t-1} + v_t \\ &= \beta_0 + \rho\beta_{t-1} + v_t \end{aligned} \quad (15-6)$$

其中 $\beta_0 = (1 - \rho)\bar{\beta}$, 其中的 $\bar{\beta}$ 为长期均衡值。因此对 β 的均值回复特征采用模型 (15-1) 中的样式, 估计参数后可以很方便地得到相应的 ρ 值和 $\bar{\beta}$ 值。为便于对模型进行估计, 可以表示成较为紧凑的形式, 模型可以进一步表



示为:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \alpha_{t+1} \\ \beta_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \beta_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \rho \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_t \\ \beta_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_t \\ v_t \end{bmatrix} \\ r_t = [1 \quad r_{M,t}] \begin{bmatrix} \alpha_t \\ \beta_t \end{bmatrix} + e_t \end{cases} \quad (15-7)$$

进行如下的设定:

$$\begin{cases} s_t = (\alpha_t, \beta_t)'; T_t = R_t = I_2 \\ \delta_t = \begin{bmatrix} 0 \\ \beta_0 \end{bmatrix}; u_t = (e_t, \eta_t, v_t)' \\ d_t = 0, c_t = 0; Z_t = (1, r_{M,t}) \\ H_t = \sigma_e^2; Q_t = \begin{bmatrix} \sigma_\eta^2 & 0 \\ 0 & \sigma_e^2 \end{bmatrix} \\ \Phi_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & r_{M,t} \end{bmatrix}, \Omega_t = \begin{bmatrix} \sigma_e^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\eta^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_v^2 \end{bmatrix} \end{cases}$$

模型中参数为集合为 $\Theta = \{\beta_0, \rho, \sigma_e, \sigma_\eta, \sigma_v\}$, 潜变量的集合为 $X = \{\alpha_t, \beta_t\}_{t=1}^T$, 为了对模型进行识别, 可以运用基于马尔科夫链蒙特卡洛模拟 (Markov Chain Monte Carlo) 技术。

在参数已知的条件下, 可以结合卡尔曼滤波方法对潜变量进行识别。如果模型的扰动项之间具有一定的关联性, 还可以采用扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter) 和无味卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter) 等技术对潜变量进行识别。在学术界最新的进展中, 粒子滤波 (Particle Filter) 方法由于估计的精确性、稳健性等优良性质, 获得了广泛的应用。

但是, 本模型中的参数与潜变量一样是未知的, 因此运用极大似然法和滤波方法 (MLE + KF) 会导致参数估计缺乏稳健性。此时, MCMC 方法能有效地解决这一问题。这一方法将潜变量也视为未知参数进行识别, 因此, 可以给出参数以及每一个时点潜变量的后验均值和后验标准差。

三、状态空间模型的 MCMC 估计方法

下面考虑估计。模型的似然函数是相当复杂的, 因为它是所有可能的状态的配置的一个混合。然而, 利用 Gibbs 抽样方法仅仅要求如下的条件后验分布



$$f(r_t | \cdot) \propto \prod_{i=1}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_e^2}} \exp\left(-\frac{(r_t - \alpha_t - \beta_t r_{Mt})^2}{2\sigma_e^2}\right) \\ * \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\eta^2}} \exp\left(-\frac{(\alpha_{t+1} - \alpha_t)^2}{2\sigma_\eta^2}\right) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} \exp\left(-\frac{(\beta_{t+1} - \beta_0 - \rho\beta_t)^2}{2\sigma_v^2}\right) \quad (15-8)$$

模型中潜变量 $\{\alpha_t\}_{t=1}^T$ 和 $\{\beta_t\}_{t=1}^T$ 在每一时点的估计都不受约束, 其后验分布具有正态分布的形式。

假定参数之间是相互独立的, 先验分布采取如下的形式, 即有:

$$p(\Theta) \propto p(\beta_0)p(\rho)p(\sigma_e)p(\sigma_\eta)p(\sigma_v) \quad (15-9)$$

参数 β_0 和 ρ 的估计没有约束条件, 后验分布为标准状态的形式; 参数 σ_e^2 、 σ_η^2 与 σ_v^2 均具有逆 Gamma 的后验分布形式。因此上述参数可以采用 Gibbs 抽样方法进行抽样, 之后计算后验的均值与方差。下面给出估计参数的具体方法。

(1) 参数 β_0 的后验分布形式为:

$$\beta_0 | \cdot \sim N\left(\frac{S}{W}, \frac{1}{W}\right)$$

其中 S 和 W 及其中的参数表示为:

$$\begin{cases} S = \frac{1}{\sigma_v^2} \sum_{t=1}^{T-1} C_{t+1} + \frac{m}{M^2} \\ W = \frac{T-1}{\sigma_v^2} + \frac{1}{M^2} \\ C_{t+1} = \beta_{t+1} - \rho\beta_t \end{cases}$$

m 和 M 为超参数, 在估计时分别设为 $m=0$ 和 $M=10$ 。

(2) 参数 ρ 的后验分布形式为:

$$\rho | \cdot \sim N\left(\frac{S}{W}, \frac{1}{W}\right)$$

其中 S 和 W 及其中的参数表示为:

$$\begin{cases} S = \frac{1}{\sigma_v^2} \sum_{t=1}^{T-1} C_{t+1}\beta_t + \frac{m}{M^2} \\ W = \frac{1}{\sigma_v^2} \sum_{t=1}^{T-1} \beta_{t+1}^2 + \frac{1}{M^2} \\ C_{t+1} = \beta_{t+1} - \beta_0 \end{cases}$$

m 和 M 为超参数, 在估计时分别设为 $m=0$ 和 $M=5$ 。

(3) σ_e^2 、 σ_η^2 与 σ_v^2 的后验分布形式均为逆 Gamma 分布, 推导形式极为



相似, 因此仅以 σ_e^2 为例进行推导说明。令有 $\tau = 1/\sigma_e^2$, 则有以下式

$$\tau \mid \cdot \sim \Gamma(S, W)$$

其中有:

$$\begin{cases} S = \frac{1}{2}(T-1) + m \\ W = 1/\left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{T-1} C_{i+1}^2 + \frac{1}{M}\right) \\ C_i = r_i - \alpha_i - \beta_i r_{M_i} \end{cases}$$

参数 m 和 M 为超参数, 在进行抽样时分别取值为 $m=5$ 和 $M=\frac{1}{20}$ 。之后, 通过变换: $\sigma_e = \sqrt{1/\tau}$, 得到 σ_e^2 估计结果。

第四节 数据及实证结果

214



一、数据分析

本节以上证综指代表市场指数, 分析沪深 300 指数 (CSI 300)、中小板指数 (SMSBI) 以及万科 A、苏宁电器、宏达新材和南方轴承等四个个股进行分析。选择万科 A 和苏宁电器是因为这两只股票历史表现优异, 属于大盘蓝筹股, 后两只股票则是中小板股票, 中小板股票自 2009 年以来表现较为突出, 随意选取这两只予以代表。因此, 选取这四只股票的目的在于考察不同类型股票的 Alpha 随市场风格变动而产生的变化。

数据均源于 Wind 数据库, 为了便于数据的比较, 上证综指、沪深 300 指数、万科 A 和苏宁电器从 2005 年 4 月 8 日至 2012 年 9 月 10 日, 计有观测值 1760 个; 中小板指数从 2006 年 1 月 24 日至 2012 年 9 月 10 日, 计有 1613 个观测值。

为了初步检验 Alpha 与 Beta 的性质, 首先采用移动平均的办法计算动态的 Alpha 与 Beta 值。假定上证指数和沪深 300 指数的收益率序列共计有 T 个观测值, 另有 $t \in (1, T)$, 利用回归方程

$$r_{1:t} = \alpha_t + \beta_t r_{M,1:t} + \varepsilon_{1:t} \quad (15-10)$$

其中的下标 $1:t$ 表示利用从初始点 1 至时点 t 的所有数据, 由此得到 α 和 β



在时点 t 的估计值。之后将 t 变为 $t+1$ ，重新估计

$$r_{1,t+1} = \alpha_{t+1} + \beta_{t+1} r_{M,1,t+1} + \varepsilon_{1,t+1} \quad (15-11)$$

即可以得到时点 $t+1$ 时 α 和 β 的估计值。持续进行这一过程，直到 $t=T$ 。由此可以得到一系列的 Alpha 和 Beta 的值，即移动平均的动态 Alpha 和 Beta 值。利用上证综指作为市场指数，分别利用沪深 300 指数、中小板指数、万科 A 和苏宁电器的股价作为个股，得到了如图 15-1 和图 15-2 所示的移动平均动态 Alpha 和动态 Beta 的时间序列。

由图 15-1 可知，当 Alpha 值处于正的状态时，后续的 Alpha 值会依然保持在正的状态，四个“个股”的动态 Alpha 取值范围存在较大的差异性，但都体现出这种特征：Alpha 具有很强的持续性。

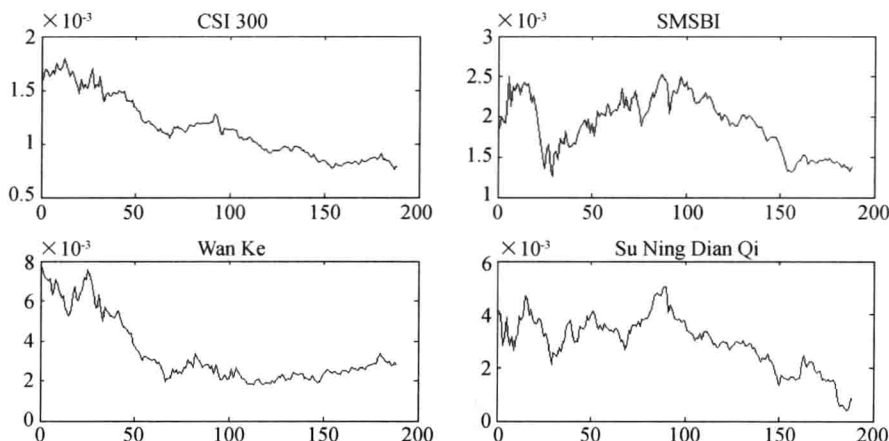


图 15-1 移动平均动态 Alpha 时间序列

由图 15-2 给出的四只“个股”移动平均动态 Beta 可知，沪深 300 指数、中小板指数和万科 A 的动态 Beta 均在 1 以上，说明该单项资产的风险收益率高于市场组合平均风险收益率，则该单项资产的风险大于整个市场投资组合的风险；苏宁电器所估计出的 Beta 值小于 1，表明该单项资产的风险收益率小于市场组合平均风险收益率，则该单项资产的风险程度小于整个市场投资组合的风险。

二、状态空间模型的估计结果

(一) 指数估计结果

状态空间模型中的 Alpha 具有随机游走的性质，Beta 具有均值回复的性质，较为符合对市场的观测。本节以上证综指作为市场指数，计算市场收益

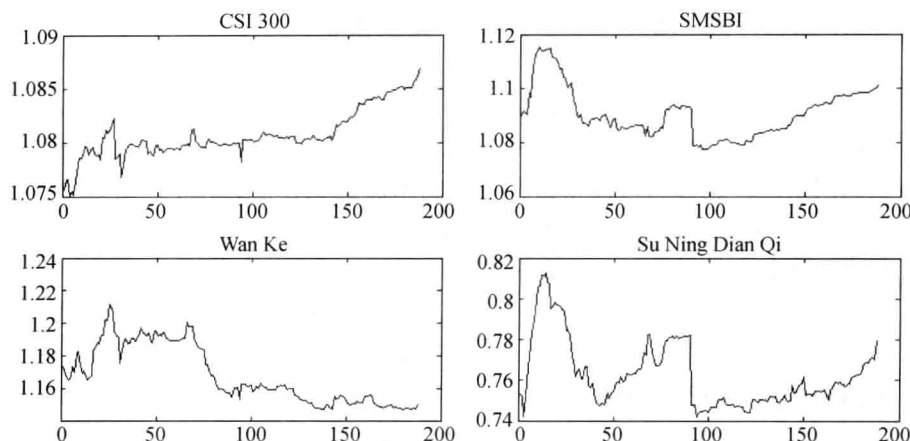


图 15-2 移动平均动态 Beta 时间序列

率，而利用上述的四只“个股”，分别计算状态空间模型的参数和潜变量。

表 15-1 是利用沪深 300 指数和中小板指数得到的估计结果。在沪深 300 指数中，数 $\sigma_e \sigma_\eta \sigma_v$ 的取值分别为 0.0228、0.0237 和 0.0709，而在中小板指数中，三个参数的估计结果分别为 0.0315、0.0294 和 0.0772，均大于沪深 300 指数的估计结果，表明中小板指数虽然具有较高的收益率，但其波动风险较大，这不仅体现在收益率的波动方面，而且 Alpha 和 Beta 的波动性也相应的较大（体现在 σ_η 和 σ_v 的取值大小）。

表 15-1

参数估计结果

参数	CSI 300		SMSBI	
	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差
σ_e	0.0228	0.0010	0.0315	0.0015
σ_η	0.0237	0.0011	0.0294	0.0016
σ_v	0.0709	0.0113	0.0772	0.0136
ρ	-0.0018	0.0401	0.0014	0.0363
β_0	1.0678	0.0571	0.8698	0.0533

值得关注的是参数 ρ ，估计结果在 $(-1, 1)$ 中，表明 Beta 虽然拒绝一定的波动性，但这种波动性不会发散到取无穷值，模型是平稳的。但依据后验标准差看这一估计结果并不具有显著性。表明 Beta 值更趋于在一个均值附近扰动。

图 15-3 给出了模型中 5 个参数的抽样结果。本文在进行模型估计时，采用 Matlab 编程，抽样次数为 15000 次，计算时间约为 20 分钟。取前 7500

次作为 burn-in 值（实际上参数的收敛速度很快，迭代 200 次以后所有参数均收敛于后验均值附近），后 7500 次计算后验均值和后验标准差，计算结果即表 15-1 中所示。

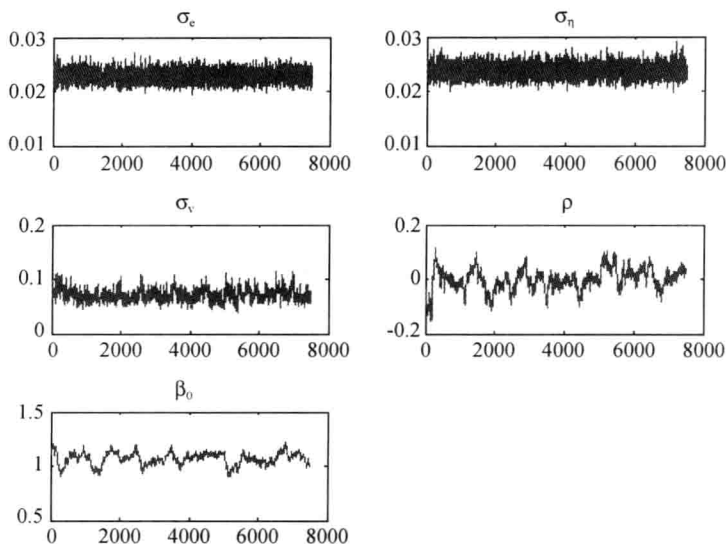


图 15-3 利用 CSI 300 估计 SSM 参数结果

图 15-4 给出了利用状态空间模型估计动态 Alpha 和动态 Beta 的结果。在模型中，Alpha 与 Beta 均作为潜变量来处理。Beta 在 1.07 左右进行上下波动，波动的幅度很小。较为重要的是动态 Alpha 的性质，由图 15-4 可以看出，无论 Alpha 是处于零轴以上还是零轴以下，都能将这一状态保持一段时间，这一结论虽然简单的移动平均方法也能得到，但 Alpha 的动态性质不易把握。Alpha 向相反方向转变的趋势同时是存在的，即是说，Alpha 具有一定的周期性。

同样可由图 15-4 看出，在 2008 年之前，Alpha 的波动性较大，最高能达到 0.03 左右，最小能达到 -0.02。而在 2008 年之后，这样的清醒不复存在，Alpha 取值范围变小，紧紧围绕零中值上下波动，但是，其周期性、持续性依然是存在的。

图 15-5 和图 15-6 是利用中小板指数估计状态空间模型的结果。图 15-5 依然显示出较好的收敛性，表明估计方法的可靠性。

比较图 15-6 与图 15-4，可以发现，同样是两个指数，中小板指数与沪深 300 指数的 Alpha 和 Beta 存在着较为明显的差异。中小板指数 Beta 的波动性更小，同大盘之年的关系一直较为稳定。而 Alpha 则具有更高的波动



性，历史上的最高点能达到 0.06，而最低点能达到 -0.38。在每一状态水平下，具有更为长久的持续期。

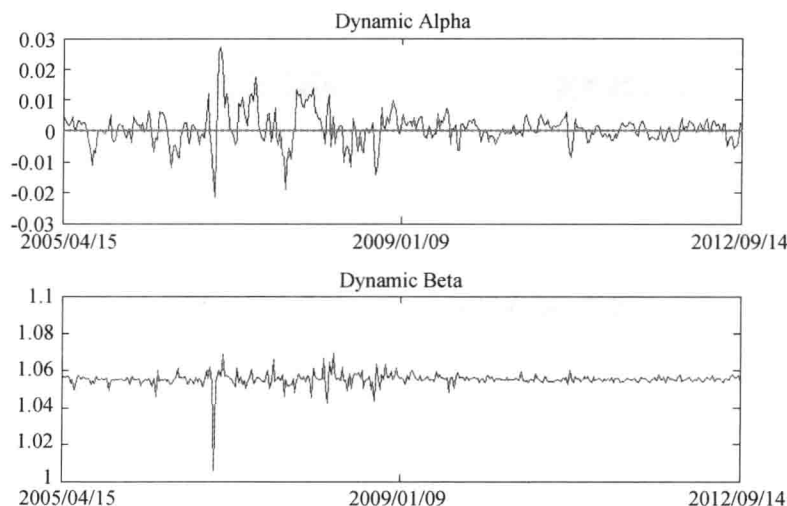


图 15-4 利用 CSI 300 估计动态 Alpha 与 Beta 结果

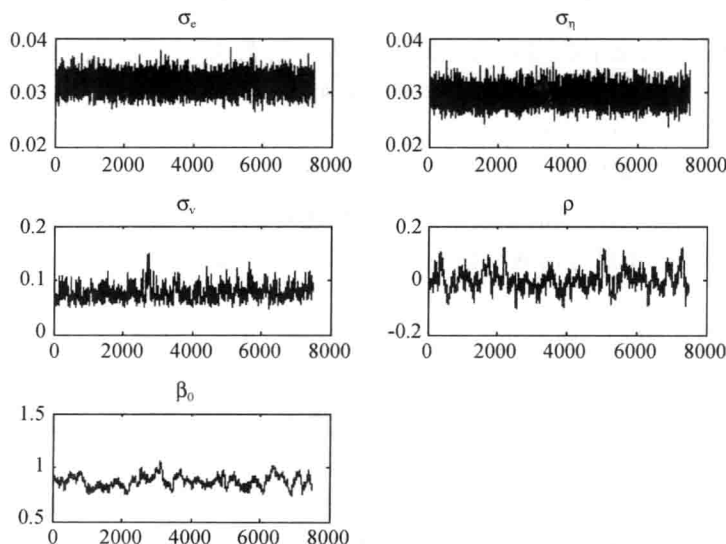


图 15-5 利用中小板指数估计动态 Alpha 与 Beta 结果

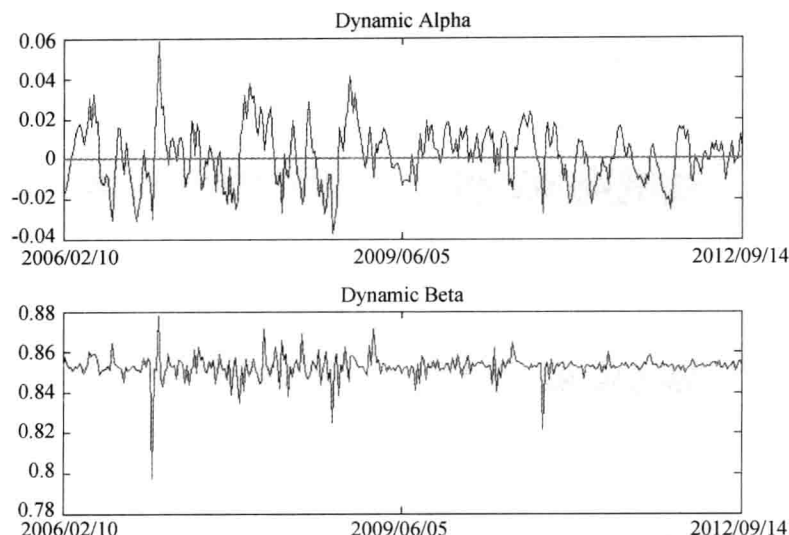


图 15-6 利用中小板指数估计动态 Alpha 与 Beta 结果

（二）个股估计结果

个股的价格走势除了受到宏观经济的影响外，还受到公司经营管理本身的影响，特别是国家出台的产业政策会对股价走势形成重要影响。因此，个股的波动特征与指数存在较大的差异，Alpha 与 Beta 的性质也迥然不同。本节利用万科 A 和苏宁电器数据估计状态空间模型，获取其相应的动态 Alpha 和 Beta。

由表 15-2 的估计结果可知，模型中的大部分参数具有显著性，其含义同表 15-1 的估计结果及其相应解释，不再赘述。

表 15-2 万科 A 与苏宁电器估计结果

参数	万科 A		苏宁电器	
	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差
σ_e	0.0442	0.0022	0.0520	0.0024
σ_η	0.0351	0.0023	0.0351	0.0023
σ_v	0.0793	0.0157	0.0785	0.0164
ρ	-0.0011	0.0349	-0.0011	0.0313
β_0	1.1359	0.0841	0.7955	0.0865

图 15-7 和图 15-8 给出了利用两只股票收益率的时间序列估计模型参数的抽样结果。图形显示，模型中的参数具有很快的收敛速度。表明 MCMC



方法在处理这一模型时具有很高的效率。对个股的估计同样是应用抽样 15000 次, 后 7500 次用于计算后验均值和后验标准差。

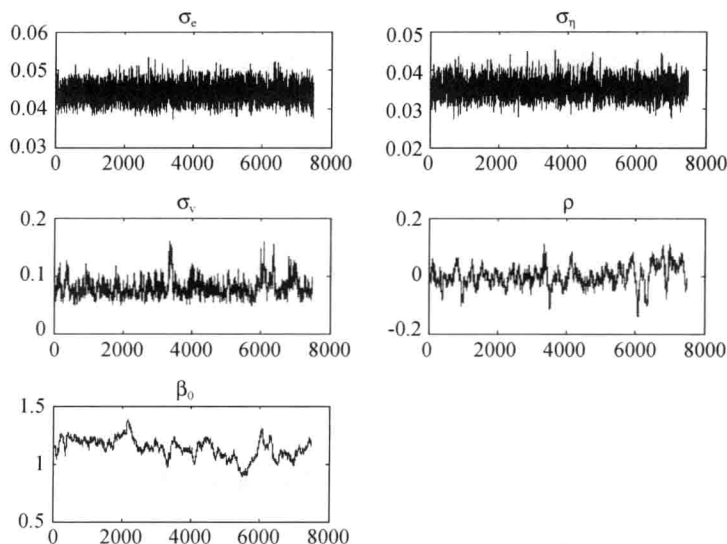


图 15-7 万科 A 估计模型参数抽样结果

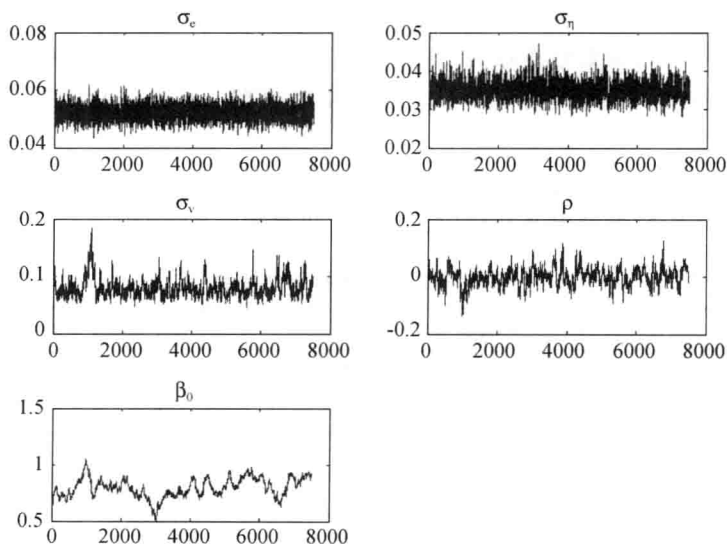


图 15-8 苏宁电器估计模型参数抽样结果

图 15-9 给出了利用两只个股数据获得的动态 Alpha 和动态 Beta 的值。比较两只股票的动态 Alpha 值可以发现, 在某些时间段内二者的 Alpha 均取



正值，在某些时间段二者的取值符号具有差异性，如 2010 年初、2011 年初等多个时间段，二者均出现背离的情况，这与二者所处行业的周期性有关，同产业政策的扶持力度也具有很大关联。

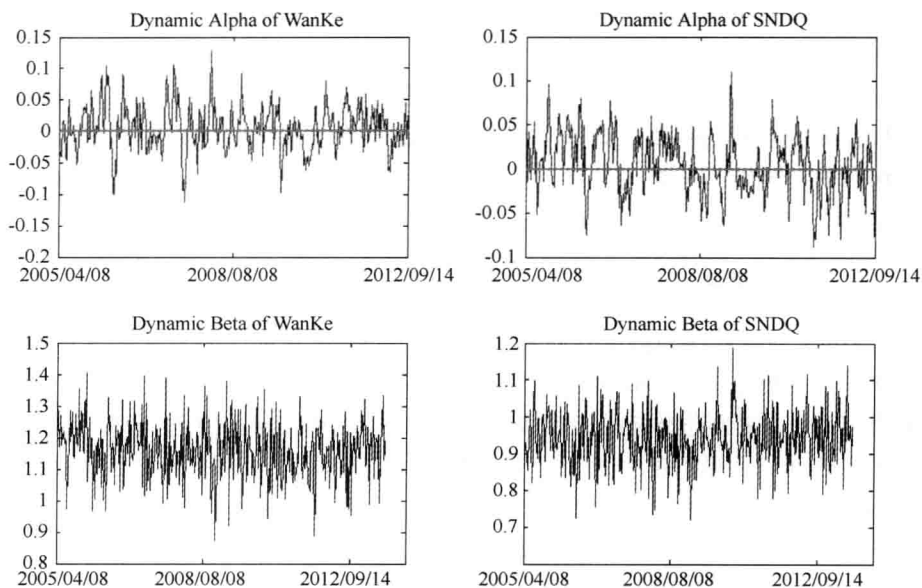


图 15-9 不同个股动态 Alpha 与 Beta 估计结果

第五节 结论与投资建议

一、简要结论

构建 Alpha 策略的基本思路就是在市场上寻找具有正 Alpha 性质的股票，构建投资组合，利用股指期货等工具对冲掉市场风险后，获取稳定的 Alpha 收益。以往的研究表明，个股、行业、指数的 Alpha 具有两个重要的特征，即周期性与持续性。利用简单的移动平均回归方法即可验证。但是，为了更为准确地获取某些时点的 Alpha 值，并考虑 Alpha 持续期间等问题，需要合适的方法来捕捉 Alpha 的动态性。

本研究利用状态空间模型刻画收益率的动态，将 Alpha 与 Beta 均看做是



不可观测的潜变量。由于在参数未知时，运用滤波方法估计潜变量缺乏稳健性，本书采用 MCMC 方法联合估计模型中的参数和潜变量，并给出了 MCMC 估计方法的具体推导公式。所采用的方法适合于更为复杂的线性状态空间模型，由于模型中的参数大部分具有标准的后验分布形式，因此可以采用 Gibbs 抽样方法进行抽样。

实证分析的结果表明，利用不同指数和个股得到的动态 Alpha、动态 Beta 具有显著不同的性质。如不同个股受产业政策以及行业周期的影响，体现出状态的差异性与分布的异质性。但是，所得到的全部动态 Alpha 均展现出一定的周期性和持续性，动态 Beta 具有向均值回归的特征。

二、投资建议

Alpha 的周期性与持续性对投资策略的构建具有重要的意义。这些性质意味着当前处于正 Alpha 状态的股票，在未来一段时间依然能够带来正的 Alpha 回报。这为选择标的股票提供了重要的参考信息。因此，利用状态空间模型估计当前时点的个股、行业指数等 Alpha 值，比较跟不同个股、行业 Alpha 值的大小，可以先确定可选行业，之后确定具体个股，按照这一自上而下的方式进行投资组合的构造。利用股指期货的对冲功能，对冲掉市场风险后，即可以获得正 Alpha 收益。另外一种方式是不考虑行业的特征，仅考虑具体个股 Alpha 的具体取值和处于当前状态的时间长度，打破行业束缚进行全方位选股。这一方式同样能获取较为稳定的正 Alpha 收益。

在后续的研究中，将结合状态空间模型估计个股的 Alpha 值，根据适当的方法在所有具有正 Alpha 性质的股票中挑选合适的标的，构造投资组合。可以通过检验不同的选股方法，确定最有效率的一种，用于投资策略的构造。

第十六章

对数周期幂律在 A 股 市场中的应用

第一节 引言

对数周期幂律模型（Log - Periodic Power Law, LPPL 模型）深刻地刻画了人们群体行为内禀的正反馈放大作用，能够很好地描述与预测价格泡沫累积、破灭等诸多行为和特征，并指出泡沫有可能呈“超越指数”增长而无以为继，受到人们的广泛关注和研究。基于此模型，人们详细分析了不同市场泡沫发展的形态和特征，不仅预测了诸多泡沫的破灭，也先见性地指出了市场的可能反弹。比如，Sornette 等人成功地预测了 2006 ~ 2008 年的原油泡沫、1999 年日经指数的反弹、美国与英国房产泡沫、2009 年中国 A 股泡沫的破裂等。自 2009 年以来，Sornette 等更是开展了一个名为“金融危机观测台”（Financial Crisis Observatory）的研究计划，定期对各种资产泡沫进行识别、检验、预测。

本文中，我们将详细地讨论 LPPL 模型的实现与实证应用，分析模型参数在不同场景下的选取和界定，研究和考察目标函数的特性，并将着重分析和研究这一模型在 A 股市场中的应用性，分别讨论上证、深证指数与黄金等商品的走势以及价格泡沫的积聚、破灭，最后我们将探讨 LPPL 在创业板、新能源等板块上的检验和可能的预测。



第二节 LPPL 模型及优化目标函数

在 LPPL 模型中,简单地考虑一阶展开情形,我们可以得到如下方程:

$$\ln E[p(t)] = A + B(t_c - t)^m + C(t_c - t)^m \cos(\omega \ln(t_c - t) - \varphi) \quad (16-1)$$

其中 $E[p(t)]$ 为 t 时刻资产的价格期望,式中剩下 7 个变量则均是我们需要进一步确定的参数。需要注意的是,式 (16-1) 描述的是价格泡沫在破裂附近时的平均价格动力学过程,因此无法准确描述泡沫破灭 t_c 之后相关的价格变化情况。基于这一认识,我们容易将价格变化的区域转换类比为相变或临界现象,即 t_c 之后市场价格即转换至不同的状态区域。当然,即便在某一 t_c 时刻附近出现 LPPL 的信号特征,价格泡沫不一定终于破灭,也可能表现为更平缓的增长。

需要注意的是式 (1) 包含了诸多参数,如 A 、 B 、 C 、 m 等,在实际应用中需要对相关参数做进一步的限定。首先 m 应限定在 0 到 1 之间,这是因为有如下考虑:

(1) 破裂风险速率 $h(t)$ 应在 t_c 附近表现为加速,同时要求其时间 t 的积分保持有限,这一限定使得 $m < 1$ 。从直观上,这一要求来源于“羊群效应”等对应的正反馈放大作用。否则,破裂风险速率 $h(t)$ 在泡沫破裂时为有限值,将无法反映正反馈带来的影响。

(2) 即使在泡沫破裂时,价格的大小应为有限值,从而要求 $m > 0$ 。其次市场任何时刻都不应当认为没有风险,从而要求泡沫破裂风险速率应非负,对应地有如下约束条件:

$$b_1 = -Bm - |C| \sqrt{m^2 + \omega^2} \geq 0 \quad (16-2)$$

在实际应用和讨论中,我们即需要在以上约束条件下拟合得到相关参数,以及确定泡沫破裂时点 t_c 。更具体地讲,以上参数通常满足的约束条件为:

$$0.1 \leq m \leq 0.9, 6 \leq \omega \leq 13, |C| < 1, B < 0 \quad (16-3)$$

参照我们此前研究的总结和分析,我们可以采用最小二乘法来确定参数 t_c , m , ω , φ , A , B , C , 将线性参数表示为非线性参数的庸参能够降低问题求解的难度,并且将式 (1) 中的三角函数展开,我们可以进一步减少非线性参数,即将式 (1) 改写为:



$$F(t_c, m, \varpi, A, B, C_1, C_2) = \sum_{i=1}^N [\ln p(\tau_i) - A - B(t_c - \tau_i)^m - C_1(t_c - \tau_i)^m \cos(\omega \ln(t_c - \tau_i)) - C_2(t_c - \tau_i)^m \sin(\omega \ln(t_c - \tau_i))]^2 \quad (16-4)$$

这一变换可以将四个线性参数 A, B, C_1, C_2 表示为三个非线性参数 t_c, ϖ, m 的庸参, 继而将 4 维非线性优化问题缩并至 3 维, 从而降低求解全局极小的难度。对应地, 我们即得到:

$$\{t_c, m, \varpi\} = \arg \min_{t_c, m, \varpi} F_1(t_c, m, \omega) \quad (16-5)$$

其中

$$F_1(t_c, m, \omega) = \min_{A, B, C_1, C_2} F(t_c, m, \varpi, A, B, C_1, C_2) \quad (16-6)$$

而线性参数 A, B, C_1, C_2 满足的关系同样可以由 Lagrange 乘子法得到:

$$\begin{pmatrix} N & \sum f_i & \sum g_i & \sum h_i \\ \sum f_i & \sum f_i^2 & \sum f_i g_i & \sum f_i h_i \\ \sum g_i & \sum f_i g_i & \sum g_i^2 & \sum g_i h_i \\ \sum h_i & \sum f_i h_i & \sum g_i h_i & \sum h_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A \\ B \\ C_1 \\ C_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum y_i \\ \sum y_i f_i \\ \sum y_i g_i \\ \sum y_i h_i \end{pmatrix} \quad (16-7)$$

其中, $y_i = \ln p(\tau_i)$, $f_i = (t_c - \tau_i)^m$, $g_i = (t_c - \tau_i)^m \cos(\varpi \ln(t_c - \tau_i))$ 和 $h_i = (t_c - \tau_i)^m \sin(\varpi \ln(t_c - \tau_i))$ 。非线性参数空间维度缩减的另一个好处是在一定程度上使得优化的目标函数更为平滑, 从而降低搜索全局极小的难度。如图 16-1 所示, 上证综合指数 (SSE) 的目标函数 F 在不同参数截面空间下的表现均较为光滑, 而且周期振荡起伏并不显著。此时, 我们即可以采用普通的局域搜索方法如 Levenberg - Marquardt 非线性最小二乘算法等来确定相关的参数, 确定泡沫破裂时点等。对应地, 我们即可以采用 matlab 程序提供的条件优化方法如 `fmincon` 在式 (16-3) 约束下具体求解相关参数。

在实际应用中一个重要的问题是, 拟合时间窗口的合理选取和设置。事实上, LPPL 模型只能正确描述泡沫破裂前的价格动力学行为, 因此选择时间窗口的起点就显得至关重要。因为起点的选择具有一定的任意性, 同时亦与个人的市场直觉判断相关。Sornette 等强调在实际处理中, 我们需要选择多个不同的时间起点来构造一系列时间窗口来提高对泡沫破裂时点 t_c 预测结果的统计可靠性。

在本书中, 我们对上证综指、深圳成指等指数进行了时间范围在 (1990 年 12 月 ~ 2012 年 2 月) 样本的 LPPL 检验, 具体讨论如下。



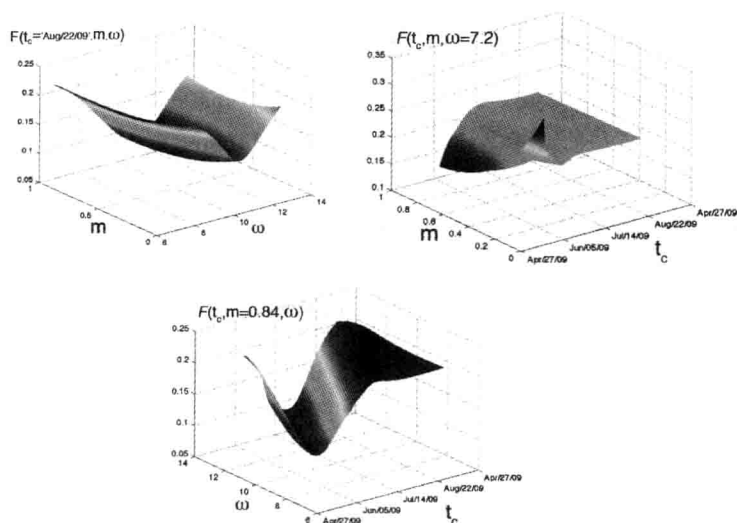


图 16-1 优化目标函数在不同参数截面空间下的几何特性

一、上证综指的 LPPL 信号

我们对上证综指进行了一系列系统考察和分析，并选择每日收盘价作为价格指数。如图 16-2 所示，在 $[Jan/09/09, Jul/22/09]$ 的时间窗口，LPPL 模型能够很好地拟合、描述指数上涨的趋势和特征，而泡沫破灭的临界时点对应给出为 7 月 24 日。如果这一结果是事前给出，显然能很好地预警指数趋势的反转。但是实际预测的时点极大地依赖于时间窗口的选取，如何判断和分析拟合结果将极大影响预测时点的可靠性。为此，我们详细分析了时间窗口选取包括起始时点、窗口宽度，拟合参数的变化范围，这将有助于我们理解、判断拟合结果的可靠和可信度。

参考 Sornette 等一系列工作，我们在时间窗口 $[t_1, t_2]$ 选取中采取如下具体步骤：

- (1) 固定时间起点 t_1 ，而以 5 个交易日的幅度移动增加或减小 t_2 ；
- (2) 固定窗口终点 t_2 ，而以 5 个交易日的幅度移动减小或增加 t_1 。

当然，时间起点 t_1 以及终点 t_2 的选取仍然具有一定的任意性，也依赖于我们所研究处理时间序列的特性。通常的经验和判断是，选择一定时间长度，比如 100 个交易日内的价格极小点对应日期为 t_1 ；对于 t_2 ，可以在一定时间长度内选取相似的价格极大值对应的日期值。

为了说明时间窗口选择的重要性，我们选取了 2009 年 1 月附近指数出

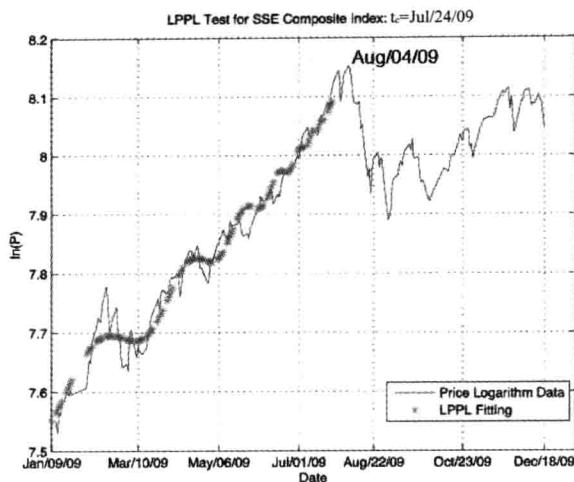


图 16-2 2009 年 1 月初至 12 月间上证综指的
对数价格与 LPPL 模型拟合结果

现极小值时点作为时间窗口起点 $t_1 = \text{'Jan/05/09'}$ ，初始时间窗口宽度为 100 个交易日，以 5 个交易日的幅度增加 t_2 ，计算结果如图 16-3 所示。

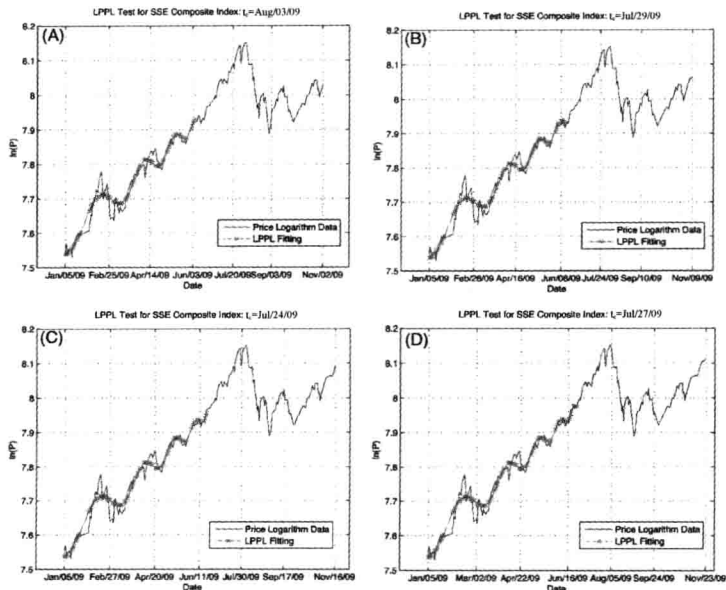


图 16-3 连续 4 个时间窗口对 2009 年 1 月初至 11 月间上证综指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果，其中 (A)，(B)，(C)，(D) 分别对应的
时间窗口宽度为 100，105，110 和 115 个交易日。



我们发现，4 个时间窗口对指数泡沫破裂的预测时点分别为 'Aug/03/09'，'Jul/29/09'，'Jul/24/09' 和 'Jul/27/09'，这些结果均较接近于期限内的峰值 'Aug/04/09'。但是需要指出的是，我们继续增加时间窗口宽度至 120 个交易日，对应拟合结果并没有给出显著的 LPPL 模型特性，如图 16-4 所示。

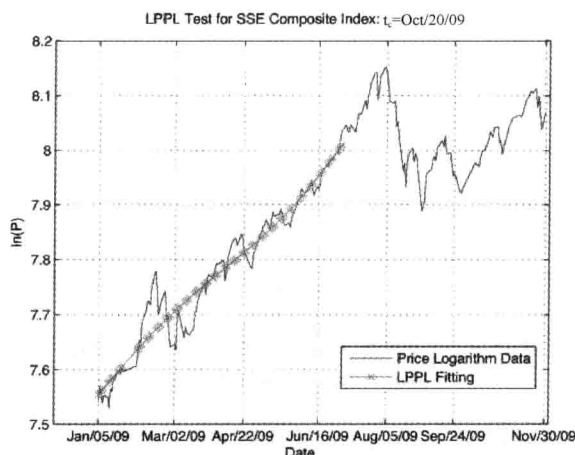


图 16-4 时间窗口为 120 个交易日情形下对 2009 年 1 月初至 12 月间上证综指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果

显见，对应的 LPPL 拟合结果并没有表现出明显的对数周期振荡特征，同时给出的指数泡沫破裂时点 'Oct/20/09' 亦非可信。更具体的检验表明，对应拟合得到的 m 、 ω 值亦在约束边界之上。大体上，我们认为定性地判断 LPPL 模型拟合结果是否合理可信可以从结果是否表现出周期振荡行为，以及拟合参数 m 、 ω 是否出现在约束边界上。我们在表 16-1 总结了四个不同时间窗口对应的拟合参数。

表 16-1 不同时间窗口对应的 LPPL 拟合参数

时间窗口	t_c	m	ω
100	'Aug/03/09'	0.840	17.083
105	'Jul/29/09'	0.876	16.511
110	'Jul/24/09'	0.851	15.794
115	'Jul/27/09'	0.839	16.144
120	'Oct/20/09'	0.99	6.000

事实上，更具体的检验也表明 LPPL 模型对一些幅度不那么大的回撤也具有一定的预测能力。如图 16-5 所示，我们对 2006 年初至 2007 年期间的



上证综指进行了 LPPL 拟合，发现结果可以很好地描述股指上升的形态和特征，而且我们发现对不同时间窗口宽度的检验是确认模型拟合结果较为有效的手段。基于此，我们可以进一步构建相关趋势交易的策略，在后续研究中我们将更具体地探讨策略的可能构建。

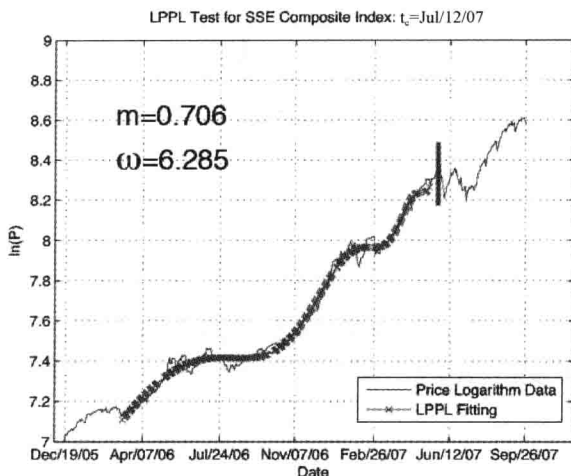


图 16-5 时间窗口为 280 个交易日情形下对 2006 年初至 2007 年间
上证综指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果

而我们对早期数据（1995 年之前）详细研究则发现，LPPL 模型的拟合极大地依赖于时间窗口，间隔连续的时间窗口并不能给出一致性的预测时点，同时拟合得到的参数大多也落在约束边界附近，同时市场走势则明显具有超指数增长，如图 16-6 所示；而另外选取的时间窗口和起点，如图 16-7 所示，虽然可以给出拟合较好的结果，但是对应指数并没有回撤，而是以更缓的趋势上涨。不太明显的 LPPL 信号说明早期上证市场投资者结构单一，市场容量较小，有较强的市场操纵可能。当然，更具体的，我们需要进一步借助统计方法来分析拟合参量的置信度。

对 1990 年至 2011 年年底期间的分析也表明，时间窗口介于 60 至 300 之间。更小的窗口宽度则使得拟合参数大多落于约束边界之上，使得模型的缺少置信度。如果指数趋势能够很好地服从 LPPL 模型描述，小幅度比如 5 个或者 10 个交易日的幅度缩小或扩大时间窗口只会对拟合参数产生有限影响，同时预测的临界时点变化也不会大幅度大幅偏离时间窗口的变化。这一观察基本同于已有的报道和研究结果。

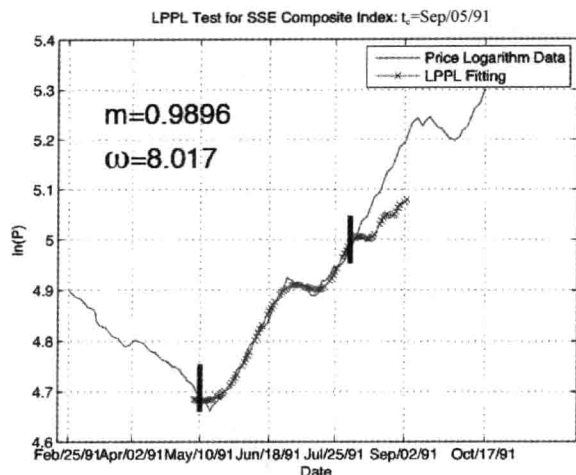


图 16-6 时间窗口为 65 个交易日情形下对 1991 年中段上证综指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果，其中两条黑竖线标记的是对应拟合的时间窗口

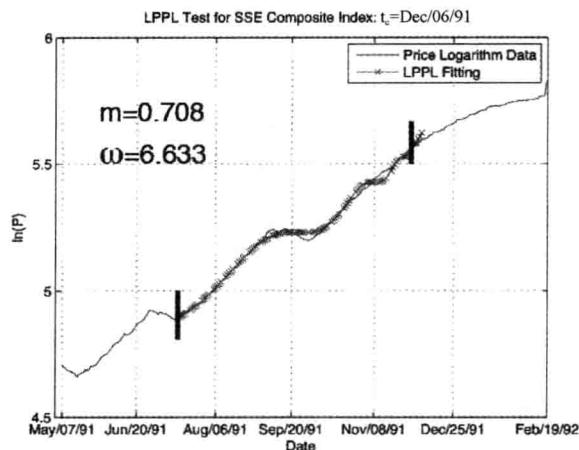


图 16-7 时间窗口为 100 个交易日情形下对 1991 年中段上证综指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果，其中两条黑竖线标记的是对应拟合的时间窗口

二、深证成指的 LPPL 信号

采用相似的时间窗口，我们系统地考察了深圳成指 LPPL 模型的拟合。一个典型结果是，我们发现在 1991 年第 4 季度指数的上升可以很好地符合 LPPL 模型的描述，时间窗口在 45 ~ 60 个交易日范围内均能给出范围符合的临界时点并与附近高点较为一致，如图 16-8 所示。

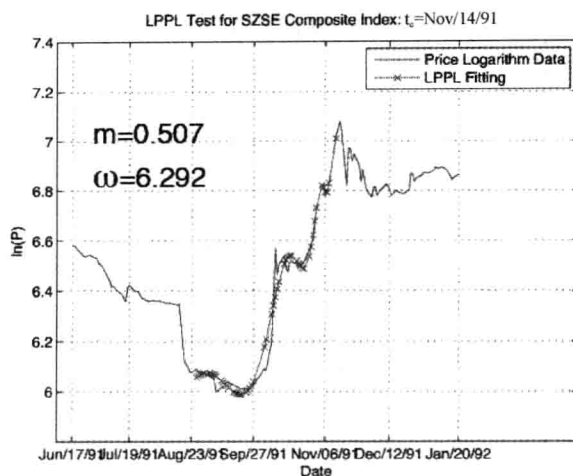


图 16-8 时间窗口为 50 个交易日情形下对 1991 年中段深证成指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果

对 2005 年末开始的 A 股上扬，LPPL 模型同样能够很好地描述深证成指这一阶段的趋势行为，如图 16-9 所示，计算结果给出的临界时点与指数短期高点对应的时间相近，并且能够在多个宽度的时间窗口内得到检验、确认。

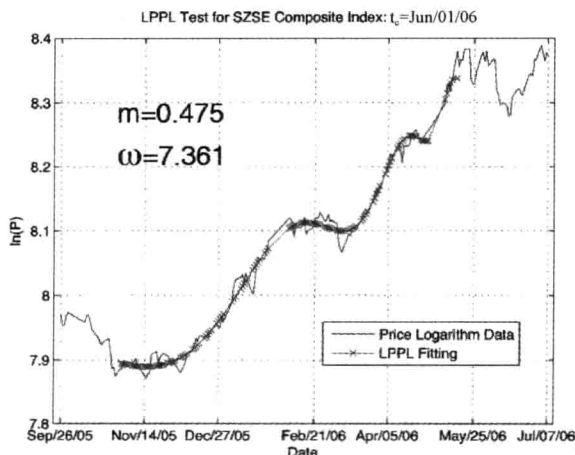


图 16-9 时间窗口为 125 个交易日情形下对 2005 年年末至 2006 年年中深证成指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果

而对 2006 年后期指数的拟合则更进一步表明 LPPL 模型具有很强的预测能力，如图 16-10 所示，拟合结果与股指的走势吻合得极好。当然这一趋



势特性于当时昂扬、兴奋的投资热情直接相关，充分体现了当时人们对未来美好、乐观的预期。

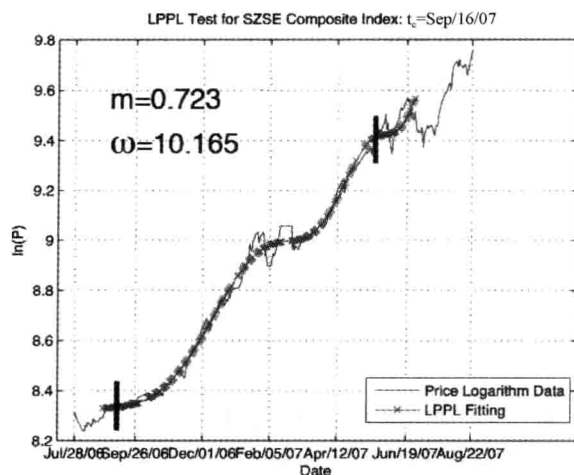


图 16-10 时间窗口为 180 个交易日情形下对 2006 年至 2007 年间深证成指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果，其中两条黑竖线标记的是对应拟合的时间窗口

拟合计算也表明 2008 年年底开始股指反弹上扬也具有很强的 LPPL 形态特征，同时预测的临界时点也与上证综指对应结果相近，如图 16-11 所示。基于此，我们有可能可以通过对不同市场指数分析、拟合来进一步校正计算结果。

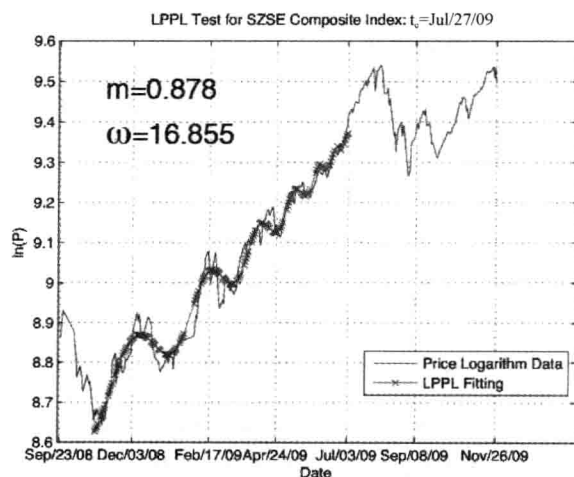


图 16-11 时间窗口为 165 个交易日情形下对 2008 年年底至 2009 年年中深证成指的对数价格的 LPPL 模型拟合结果



通过以上实证分析和研究,我们发现不管是上证综指还是深证成指都能得出走势相近的 LPPL 形态特征,这也在一个角度表明这两个市场具有相近的效率。同时,我们也发现早期市场的上扬和崩盘并不能给出特征明显的 LPPL 形态,而是通常表现出超越指数增长的趋势,这也在一定程度上反应早期市场具有较强的人为操纵的痕迹。

而 2005 年到 2007 年年底开始的大幅上扬以及 2008 年年底到 2009 年中段的回升都具有非常清晰、明显的 LPPL 形态特征。依据已知的基本面解释,不管是股权分置的改革还是量化宽松,都使得人们具有激昂的自发乐观情绪,这一情绪激发导致的正反馈放大进而推动了价格指数的大幅上扬,直至形成超越指数增长的态势。这也在一定层面上表明了 LPPL 模型的适用性,即它能够较成功描述群体性情绪导致的市场趋势,而对于结构单一、可控性强的市场则缺少描述能力。

对两市指数的回溯检验,我们也发现 LPPL 模型的检验在大行情检验上具有很强的稳健性。我们对 2005 年至 2007 年行情以及 2008 年年底到 2009 年年中的检验表明,不管是上证综指还是深证成指,都能够在多个不同的时间窗口(包括不同的宽度以及不同的起点)下很好地拟合 LPPL 模型,同时给出的临界时点也具有一致性。

三、商品市场的 LPPL 信号

一般认为投机市场具有相似的运行机制,因此我们进一步考察了几个特征商品价格指数的趋势变化。COMEX 黄金在 2007 年开始的上涨具有很强的 LPPL 形态特征,我们对 2007 年后期至 2009 年年中,以及 2009 年年末至 2011 年两段数据检验发现,模型计算结果能很好地给出临界时点,如图 16-12 和图 16-13 所示,而图 16-13 更表明 2009 年以来的黄金大牛市已经中止。从基本面上来看,黄金受次贷危机和欧债危机的影响,成为大量避险资金的购买标的,而黄金本身不产生现金流,价格的上涨只能通过货币的贬值和更多的购买需求和能力来实现。LPPL 模型则清晰表明黄金价格在 2011 年年中已然表现出超越指数增长的态势。

而对 LME 铜价格的分析则发现 2005 年以来几乎所有的价格泡沫积聚过程都符合 LPPL 描述的特征形态,如图 16-14 至图 16-16 所示。

总体来看,在投机性较为强烈的市场,LPPL 模型几乎能够完美地拟合、描述所有大幅上涨的价格走势,这在一定程度上表明相关市场有着较强自我放大的正反馈作用。因此,LPPL 模型实质上很大程度上反应的是市场参与者相互间的学习模仿,使得交易策略有着自我放大的作用。当然 LPPL 模型

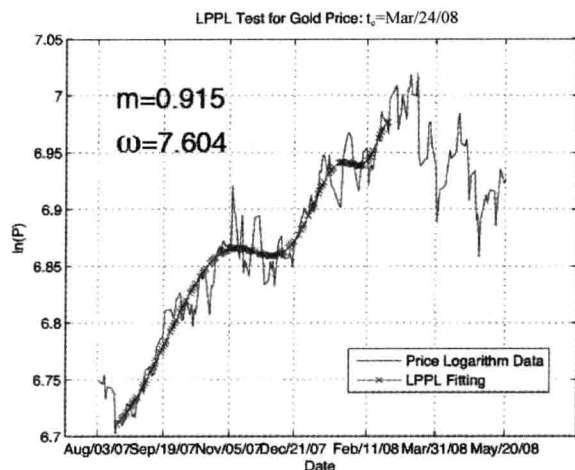


图 16-12 时间窗口为 130 个交易日情形下对 2007 年年中至 2009 年国际黄金对数价格的 LPPL 模型拟合结果

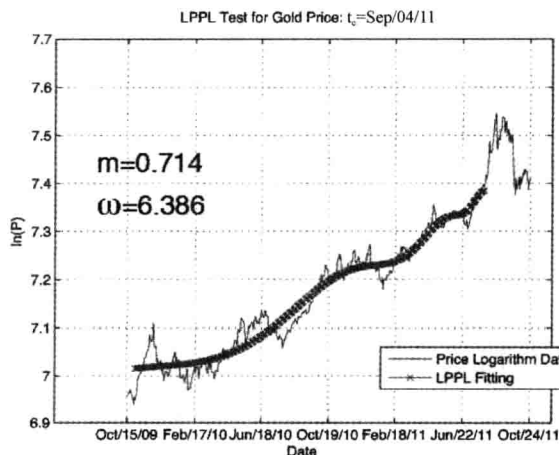


图 16-13 时间窗口为 440 个交易日情形下对 2009 年年末至 2011 年国际黄金对数价格的 LPPL 模型拟合结果

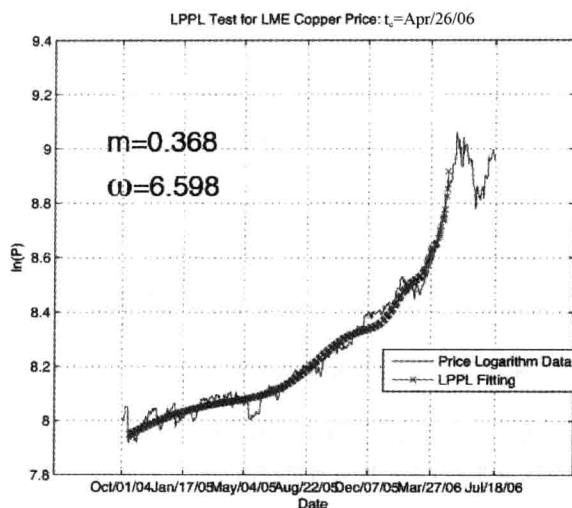


图 16-14 时间窗口为 400 个交易日情形下对 2004 年年末至 2006 年 LME 铜对数价格的 LPPL 模型拟合结果

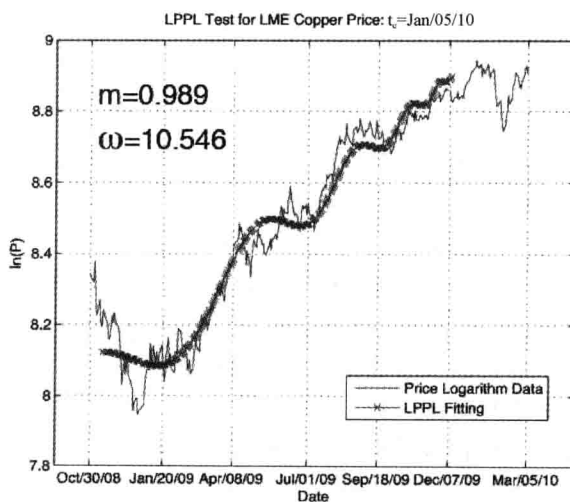


图 16-15 时间窗口为 260 个交易日情形下对 2008 年年末至 2010 年 LME 铜对数价格的 LPPL 模型拟合结果



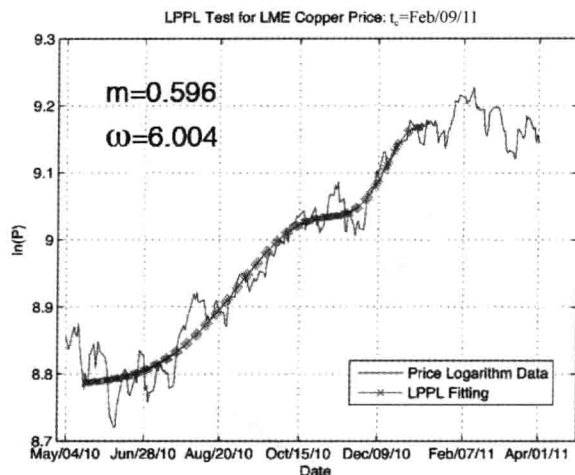
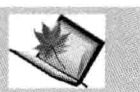


图 16-16 时间窗口为 160 个交易日情形下对 2010 年年初至 2011 年年中 LME 铜对数价格的 LPPL 模型拟合结果

只是考虑市场本身的演化和反应，没有也不可能预测到外界的重大冲击。



第三节 反弹与负泡沫

考虑到泡沫与负泡沫之间对称性，我们容易将对数周期幂律模型推广至负泡沫情形。此时即将式 (1) 改写为

$$\ln E[p(t)] = A + B(t - t_c)^m + C(t - t_c)^m \cos(\omega \ln(t - t_c) - \phi) \quad (16-8)$$

其中各参数意义与式 (1) 相同。对于负泡沫，在选定的时间窗口内我们能够识别价格的最大值，因此可以认为泡沫破裂时点 t_c 为已知，从而减少参数优化的维度空间，而其他参数的拟合优化和校准即可以按照前述讨论进行。

然而，如何选取时间窗口和 t_c 并不直接，且不恰当的选择容易使得问题无法求解。因此，进行合适的预测和分析极大地依赖于研究者对市场和数据的直觉和判断。最重要的问题还是 t_c 的实际选择很难界定，如果选择前期高点对应的日期，通常使得问题求解变得奇异，结果并不稳健。我们尝试拟合、分析了 2009 年年末开始的指数下跌，选择 12 月初作为 t_c 的选择窗口，发现 LPPL 拟合并不显著，如图 16-17 所示，即表明市场仍然存在向下的空间。

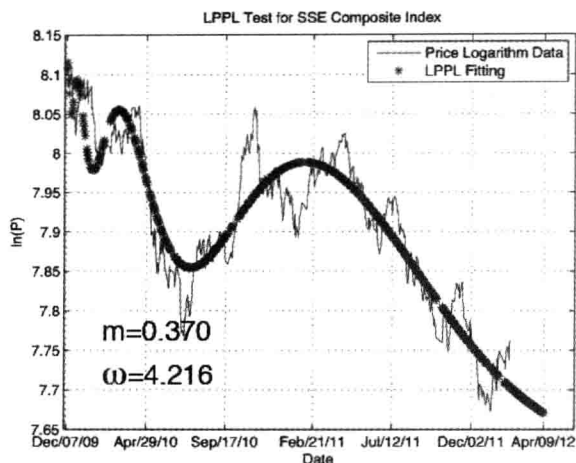


图 16-17 时间窗口为 520 个交易日情形下对 2009 年末至 2012 年 2 月上证综指数价格的 LPPL 模型拟合结果

如果选择 2010 年 11 月初高点对应的日期作为 t_c ，我们则发现 LPPL 拟合显示市场处于筑底反弹的阶段，如图 16-18 所示。较于图 16-17，这一结果具有更强的 LPPL 振荡的特征形态。若我们一并结合市场的估值、情绪来判断当前的市场，有理由相信当前股指处于筑底反弹的阶段，具体检验结果需要我们在未来进一步跟踪和检验。

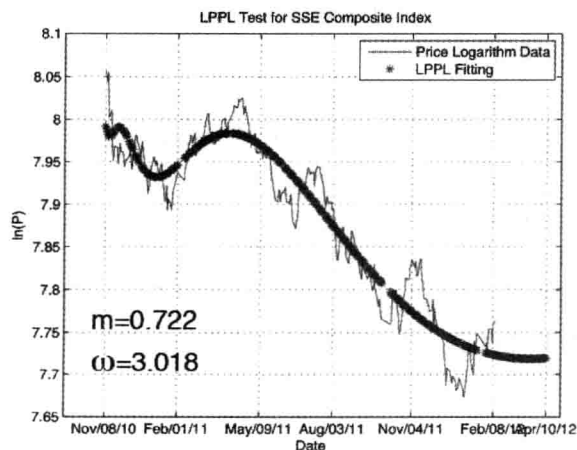


图 16-18 时间窗口为 310 个交易日情形下对 2010 年末至 2012 年 2 月上证综指数价格的 LPPL 模型拟合结果

总体来看，LPPL 的负泡沫模型虽然具有较为简单的拟合过程，但是其





时间窗口、临界时点的选择具有较大的任意性，所以选择合适的窗口特别是临界时点的设定是我们进一步分析、研究的要点，而结合市场情绪、估值等其他信息也是我们分析、求解模型的重要依据。

第四节 结 论

LPPL 模型在一定程度上刻画了交易者个体与群体行为特性，反应了市场存在的正反馈放大作用，能在一定程度上度量市场的演化行为。LPPL 模型主要考虑了正反馈循环对价格偏离放大的作用，因此需要进一步引入识别和诊断的框架对预测结果进行统计置信度分析，这同时也是该模型进一步发展深化的方向。我们对 1991~2011 年 A 股指数以及近期商品指数的实证研究也表明，LPPL 模型的拟合求解具有一定的任意度，需要借助多个时间窗口来校正和分析；而对负泡沫的分析则更进一步揭示时间窗口选取的重要性。

我们的实证分析也表明，早期即股改前 A 股市场虽然具有较高的估值，但是相应的 LPPL 拟合特征并不显著，市场的上升形态常常具有超越指数增长的趋势。这也在一个侧面表明早期市场结构较为单一、具有较强的人为操纵痕迹。同时，我们的研究也表明 LPPL 模型在大的时间窗口范围具有较好的描述能力，也就是说 LPPL 模型所反应的市场规律在一定程度上是确实来源于群体性行为导致的正反馈作用。我们对 COMEX 黄金以及 LME 铜等指数的检验则表明商品市场价格走势也具有很强 LPPL 的形态特征，拟合结果指出黄金价格泡沫已经在 2011 年 9 月成熟破裂，现在处于估值回归阶段。最后我们考察了 LPPL 模型对于熊市情形的应用，研究了当前市场可能处于的阶段：拟合结果表明市场已经走出了探底的趋势，处于底部整理的阶段。当然这一预测有待市场的检验，我们也将进一步更新数据，修正模型预测结果。



第四篇

交易策略中篇

全国最低交易手续费免费办理国内正规商品股指原油期货开户 零佣金 不限资金量和交易量直接申请交易所手续费
任何地方费用比我们低 10倍赔偿差价 客服QQ/微信：958218088 期货开户和书籍下载请进：<http://www.7help.net>

第十七章

Fama - French 模型在 中国股票市场的应用

第一节 引言

Sharpe (1964)、Lintner (1965) 和 Black 等 (1972) 的资产定价模型给出了证券平均收益率与风险的关系, 该理论模型的核心结论是市场组合满足 Markowitz (1952) 的均值方差有效, 其含义是证券组合的平均收益率是证券组合市场 β (证券收益率对市场收益率回归的斜率系数) 的正线性函数, 而且市场 β 能够完全解释证券平均收益率的截面特征。而他们的模型没能经得住实际数据的考验, 一个最显著的冲突是 Banz (1981) 发现的市值效应, Banz 指出在考虑了市场 β 的情况下, 市值变量还能进一步解释股票平均收益率的截面特征。具体而言, 小市值股票在剔除了其 β 因素的基础上有更高的平均收益率, 而大市值股票的平均收益率则比较低。另一个与资产定价模型相矛盾的实证经验是, 杠杠效应与平均收益率的正向关系 (Bhandari (1988)), 理论上, 杠杠与风险和平均收益率有直接的关系, 但资产定价模型中杠杠风险能完全由市场 β 所捕获, 而实际上, Bhandari 发现, 在考虑了市值因素和 β 因素的情况下, 杠杠还能解释股票平均收益率的截面特征。对股票平均收益率的截面特征能进行解释的其他因素还包括账面市值比因素^① (Stattman (1980)、Rosenberg 等 (1985)、Chan 等 (1991)) 和收入价格比

^① 该因素为公司权益的账面值除以其市值, 股票平均收益率与该因素存在着正向关系。





因素^①（Basu（1983））等。Fama 和 French（1992）基于上述研究，利用纽约证券交易所、美国证券交易所和纳斯达克证券交易所的股票平均收益率的截面数据对市场 β 、市值、收入价格比、杠杆和账面市值比进行了联合检验，发现单独某个变量与平均收益率之间的关系都很显著，而联合考虑这些变量的时候，只有市值因素和账面市值比因素的显著性稳定，而且账面市值比因素的显著性更强烈，他们最后给出如下的结论：（1）对股票平均收益率的截面特征没有解释能力；（2）市值和账面市值比这两个因素包括了杠杆和收入价格比因素关于解释股票平均收益率的截面特征的信息。国内股票平均收益率的截面特征是否也有这样的规律呢？

国内学者对这方面的研究也颇多，包括单因素模型（朱宝宪和何治国（2002）、靳云汇和刘霖（2001）、娄峰等（2006）、陈浪南和屈文洲（2000））、Fama 和 French（1993）的三因素模型（刘建民和刘星（2006）、杨旸和陈展辉（2003）、陈信元和张田余（2001））和其他模型（王庆文（2005）、张峥等（2005））等，然而大部分研究都存在着样本选择偏差，导致其结果的可信度有限。具体而言有如下几点：

个体样本选择偏差。许多研究都要求个体样本在研究的时间段之前上市，而把研究时间段内的新上市的股票排除在外；有些研究在筛选样本时，要求样本是上证 180 指数的样本公司，或者是一些有代表性的公司，这样很难反映整个市场的全貌，得出的结果不具有一般性。有些研究则删除研究时间段内有异常情况的股票（比如进行股票增发或回购），丧失有用的样本信息。

时间样本选择过短或变量频率选择不当。大部分研究的时间段在五年左右，有些研究对样本时间段有进行划分，导致实际研究的样本时间段更短；有些研究为了弥补时间段的过短，而采用日收益率数据，这显然是不合适的，日收益率数据波动过大，其表现很可能会受到流动性或行为因素等其文中不考虑的变量的影响，使得模型设定存在偏误；同时，由于日收益率受到涨跌停的限制，仍用收益率不受到限制情况下的方法进行分析是不恰当的。

综合比较国内外的研究，笔者发现国内的研究还存在很多值得改进的地方，因此对其研究不足进行修正是很有意义的。为了克服这些不足，本书在样本选取上不做太多的限制，除了删除金融类的股票外，其他股票均包含在

^① earnings - price ratio，可以利用营业收入/总市值计算，Basu 发现在考虑了市值和 β 因素后，该因素还具有解释股票平均收益率的截面特征的能力。

内（相关变量数据达到要求，如账面资产不能为负）。在样本时间段的选取上，只要相关月份的公司数量足够，且对应的财务变量可获得，则纳入进行分析。对于变量时间频率的选取，国内学者的研究包括月收益率、周收益率和日收益率，但对周收益率与日收益率的研究缺陷很大，国外对相关问题的研究则基本是月收益率，因此本书也以月收益率为研究对象；对于财务变量的频率选取，国内外基本都是选择年报，本书从年报中获取财务变量。模型的设定方面，还是传统的线性模型，采用 Fama 和 MacBeth（1973）（简称 FM）方法进行估计。

接下来的篇幅中先介绍数据，接着讨论市场 β 、市值、账面市值比、杠杆和收入价格比与股票平均收益率的关系，然后基于股票平均收益率与各预测变量的关系构造投资策略，最后是结论。

第二节 数据处理

本书数据来源为 CCER 中国经济金融数据库，股票收益率、总市值和流通总市值的数据来源于资本市场交易数据的股票价格收益数据库，数据频率为月度；财务数据包括营业收入、净利润、总资产和所有者权益（包括少数股东权益），来源于资本市场财务数据的一般上市公司财务数据库，数据频率为年度。值得一提的是，被该数据库定为关键财务数据的指标就只有上述 4 个，因此本书的研究可以看成是如何从关键财务数据中寻找预测股票平均收益率的有用信息。市场收益率来源于证券市场指数数据库中的两个市场 A 股流通市值加权市场指数。

本书研究非金融类公司（即数据库定义的一般上市公司）的股票收益率，之所以排除金融类公司是因为金融类公司的财务指标的含义与非金融类公司的有很大区别，一些财务指标，比如杠杆率，对于金融类公司来说，杠杆率高的现象很正常，而对于非金融类公司来说则很可能意味着公司也进入困境。

本书具体的数据处理如下：首先需要估计各只股票的市场 β 值，利用第 t 年 7 月之前 2 年至 5 年的收益率数据进行估计，但要求至少有 2 年的收益率数据，估计得到的市场 β 值作为股票收益率第 t 年 7 月到第 $t+1$ 年 6 月的预测变量。由于对个股估计市场 β 值会很精确，市场 β 值的测量会有很多





噪音，为此本书按照 Fama 和 French（1992）的做法，采用个股所在的投资组合的市场 β 值作为个股市场 β 值的测量，即先估计投资组合的市场 β 值，然后将投资组合的市场 β 值赋给该投资组合中的每个股票。本文将前一种方法估计的市场 β 值称为排序前 β (β_{pre})，将后一种方法估计的市场 β 值称为排序后 β (β_{post})。 β_{post} 的具体做法如下：在第 t 年 6 月底，将两个市场 A 股的股票按流通总市值的大小分成 10 个投资组合，再对每个投资组合的股票按 β_{pre} 大小再分的为 10 个投资组合，从而总共得到 100 个投资组合，然后对这 100 个投资组合计算其第 t 年 7 月到第 $t+1$ 年 6 月的等权月度收益率，这样就得到了这 100 个投资组合的收益率序列，利用每个投资组合的收益率序列对市场收益率的当期和滞后 1 期回归，将估计的 β 系数相加得到 β_{post} （这种估计方法是对非同步交易的调整）。

股票收益率第 t 年 7 月到第 $t+1$ 年 6 月的其他预测变量为第 t 年 6 月的流通总市值、第 $t-1$ 年的账面市值比、杠杠、收入价格比，其中账面市值比为第 $t-1$ 年的所有者权益除以第 $t-1$ 年 12 月底的总市值；杠杠率可用 2 个财务变量来衡量，一个是第 $t-1$ 年的总资产除以第 $t-1$ 年 12 月底的总市值，一个是第 $t-1$ 年的总资产除以第 $t-1$ 年的所有者权益，前者可以看成是市场杠杠的测量，而后者可以看成是账面杠杠的测量；收入价格比，为第 $t-1$ 年的净利润除以第 $t-1$ 年的总市值。另外，本书还考虑一个关键财务数据——销售价格比，即第 $t-1$ 年的营业收入除以第 $t-1$ 年的总市值。之所以将第 $t-1$ 年的财务数据与第 t 年 7 月到第 $t+1$ 年 6 月的收益率数据进行匹配，是为了保证财务数据能在收益率数据获得前可知，其中 6 个月的预测间隔差距是一个比较保守的做法。

通过上述的数据处理，本书删除股票收益率或者预测变量有缺失的记录，另外，本书删除所有者权益小于等于 0 和营业收入小于 0 的记录，考虑到 1996 年 7 月前股票市场尚处于初步建设阶段，本书删除 1996 年 7 月前的记录，另外一个重要原因是 1996 年 7 月前的股票数量较少，在采用 FM 估计模型时，由于股票数量少，其参数估计不精确，而 FM 估计又是对估计参数进行月度简单平均，因此前期数据的估计对最终的估计结果会有较大影响。实际上，1996 年 7 月前的记录很少，删除这些数据不会丢失数据信息。最后得到的数据有 17 万多条记录，涵盖 1645 只股票，从 1996 年 7 月的 264 只股票，到 2011 年 9 月有 1482 只股票。据笔者所知，还没有研究考虑如此多的股票和如此长的时间跨度。



第三节 数据分析

本文对预测变量的函数形式进行如下处理, 其中市值 (亿元)、账面市值比、市场杠杆和账面杠杆取对数, 分别标记为 $\ln(\text{MC})$ 、 $\ln(\text{B/M})$ 、 $\ln(\text{A/M})$ 和 $\ln(\text{A/B})$; 收入价格比考虑其小于 0 和大于 0 的情况, 其中 $(\text{E/P})_d$ 在收入价格比小于等于 0 时记为 1, 大于 0 时记为 0, $\text{E}(+)/\text{P}$ 在收入价格比小于等于 0 时为 0, 在大于 0 时为 E/P ; S/P 表示销售价格比。

一、 β 值和市值的预测能力

表 17-1 列出了按市值大小排序的投资组合的收益率和各预测变量的平均值 (先截面等权平均, 再时间序列平均)。这里构造了 12 个投资组合, 中间 8 个投资组合为 10 等分组的中间 8 个, 4 个极值组合 (1A, 1B, 10A, 10B) 为最小组和最大组平分后的投资组合。

表 17-1 按市值大小排序的投资组合的收益率和各预测变量的平均值

	Return (%)	β_{pre}	β_{post}	$\ln$ (ME)	$\ln$ (B/M)	$\ln$ (A/M)	$\ln$ (A/B)	$(\text{E/P})_d$	$\text{E}(+)/\text{P}$ (%)	S/P
MC-1A	2.84	0.92	0.88	0.76	-1.60	-0.59	1.02	0.32	1.43	0.41
MC-1B	2.47	0.97	0.9	1.19	-1.28	-0.44	0.84	0.22	1.44	0.49
MC-2	2.35	0.98	0.97	1.45	-1.21	-0.44	0.78	0.15	2.09	0.51
MC-3	2.27	0.98	1.01	1.68	-1.14	-0.39	0.75	0.14	1.89	0.5
MC-4	2.07	0.98	1	1.88	-1.07	-0.36	0.71	0.12	2.06	0.54
MC-5	1.88	0.96	0.99	2.07	-1.04	-0.35	0.7	0.12	2.31	0.57
MC-6	1.79	0.97	0.96	2.26	-1.02	-0.32	0.7	0.09	2.66	0.58
MC-7	1.4	0.97	0.94	2.48	-1.03	-0.36	0.67	0.06	2.73	0.58
MC-8	1.49	0.94	0.99	2.74	-1.02	-0.36	0.66	0.05	3.2	0.56
MC-9	1.44	0.96	0.96	3.09	-1.04	-0.33	0.7	0.04	3.8	0.63
MC-10A	1.42	0.99	0.95	3.50	-1.06	-0.41	0.66	0.03	4.4	0.67
MC-10B	0.99	0.98	0.95	4.15	-1.20	-0.54	0.66	0.02	4.45	0.52

从表 17-1 中按市值大小排序的投资组合的平均收益率中可以看出, 平



均收益率与市值显著的负向关系，平均收益率从市值最小组合的每月 2.84% 下降到市值最小组合的每月 0.99%，这与国外的研究结论是相同；不同的是，本文没有发现 β 值与市值的单调递减关系，不管是 β_{pre} 还是 β_{post} ， β 值在不同市值大小投资组合的差异都不大，因此从按市值大小排序的投资组合中，我们无法观察到平均收益率随着 β 值增大而增加的现象，这与美国股票市场的现象是不同的。

一个可能的原因是由于股票总数不多，在构造投资组合时，每个投资组合的股票数较少，从而导致每个投资组合的平均收益率相对于市场收益率波动较大，再加上收益率序列不长的原因，从而使得 β_{post} 的估计都有一定的噪音，由于这种测量误差的存在，使得原本存在的单调递减关系无法呈现出来。

从表 17-1 中其他预测变量的变化趋势可以看出， $(E/P)_d$ 和 $E(+)/P$ 与市值有着明显的单调变化的趋势，即净利润为正的几率和正收入价格比随着市值的增大而增大。另外， $\ln(B/M)$ 和 $\ln(A/M)$ 在中小市值公司随着市值的增大而增大，即小市值公司有着较小的账面市值比和较小的市场杠杆； $\ln(A/B)$ 在中小市值公司随着市值的增大而减小，即小市值公司有着较大的财务杠杆。 S/P 与市值则没有这种明显的单调变化关系。

采用同上的排序方法^①，我们考察了按 β 值大小排序的投资组合的收益率，发现，无论是按 β_{pre} 排序还是按 β_{post} 排序，我们没有发现平均收益率有随 β 增大而增大的趋势。同时另外 β 值与其他预测变量并没有呈现出有规律的变化，可见 β 值与其他预测变量的相关系数都很小，另外，按 β_{pre} 排序的 β_{post} 并没有呈现单调递增的趋势，这说明按 Fama 和 French 构造投资组合估计 β_{post} 并没有起到预期的效果。

利用排序的方法，我们得到的结论是： β 值没有明显的预测能力，而市值的预测能力则比较明显。为了进一步检验结论的稳健性，我们采用 Fama - MacBeth 回归的方法来检验 β 值与市值的预测能力，具体做法是在每个月将股票收益率对预测变量进行截面回归，然后将回归系数进行时间序列上的平均，得到最终的系数估计值，进而得到系数估计值的 t 统计量的值，该值用于检验系数估计值是否等于 0，如果 t 值（绝对值）大于 1.28 \ 1.64 \ 2.33，则系数估计值在 90% \ 95% \ 99% 的置信水平（10% \ 5% \ 1% 的显著性水平）上不等于 0。

表 17-2 列出了 β 与重要预测变量 $\ln(MC)$ 、 $\ln(B/M)$ 的各种变量组合的

^① 为了节省版面，我们不再列出排序方法的结果，只对结果进行阐述。



FM 估计结果。各估计结果均显示出 β 值不能对股票的平均收益率起到解释作用。以 CAPM 的估计结果为例, β_{pre} 的系数估计值为 -0.39% , t 值为 1.02 , 并不显著; β_{pre} 的系数估计值为 1.13% , t 值为 1.14 , 也不显著。在 β 值与 $\ln(MC)$ 、 $\ln(B/M)$ 的各种变量组合的 FM 回归结果中, 无论是采用 β_{pre} 和 β_{post} , 其斜率系数均不显著。实际上, β 值与本文考虑的所有预测变量的各种变量组合的 FM 回归结果中, β 值均起不到预测股票平均收益率的作用。

表 17-2 β 与预测变量 $\ln(ME)$ 、 $\ln(B/M)$ 组合的 FM 估计结果

	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
β_{pre}	-0.39	-1.02	-0.35	-0.96	-0.20	-0.63	-0.17	-0.58
$\ln(MC)$			-0.49	-2.60			-0.56	-2.99
$\ln(B/M)$					0.58	2.23	0.50	1.91
β_{post}	1.13	1.14	1.38	1.40	0.68	0.82	0.96	1.17
$\ln(MC)$			-0.50	-2.63			-0.57	-3.03
$\ln(B/M)$					0.59	2.08	0.51	1.77

表 17-3 列出了市值与其他预测变量的变量组合的 FM 回归结果, 该表显示, 收益率仅对市值回归的斜率系数的时间序列平均值为 -0.49% , t 值为 -2.57 , 表明了市值与收益率水平显著的负向关系。这种负向关系在加入其他预测变量时也没有消失, 其估计值在 $-0.7\% \sim -0.5\%$, 其 t 值的绝对值均大于 2.58 , 表明了市值因素的预测能力很强。

表 17-3 市值与其他预测变量的变量组合的 FM 回归结果

	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
$\ln(MC)$	-0.49	-2.57	-0.57	-3.00	-0.56	-2.98	-0.56	-2.98
$\ln(B/M)$			0.54	1.79			0.59	1.97
$\ln(A/M)$					0.58	1.95		
$\ln(A/B)$					-0.44	-1.54	0.14	0.89
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
$\ln(MC)$	-0.68	-4.35	-0.67	-4.34	-0.57	-3.07	-0.56	-3.09
$\ln(B/M)$	0.44	1.42			0.49	1.54		
$\ln(A/M)$			0.49	1.55			0.54	1.60
$\ln(A/B)$			-0.35	-1.18			-0.44	-1.64
$(E/P)_d$	0.09	0.33	0.03	0.13				
$E(+)/P$	11.91	2.31	11.43	2.22				
S/P					0.17	1.15	0.13	0.67



二、账面市值比、市场杠杆和财务杠杆的预测能力

排序方法显示，平均收益率与 $\ln(B/M)$ 有明显的正向关系。同时 $\ln(B/M)$ 与 $\ln(ME)$ 并没有明显的单调变化关系，因此 $\ln(B/M)$ 含有与 $\ln(MC)$ 不同的预测能力，这一点在表 17-3 中收益率对 $\ln(MC)$ 、 $\ln(B/M)$ 以及收益率对 $\ln(MC)$ 、 $\ln(B/M)$ 、 $\ln(A/B)$ 回归的结果中可以看出来。 $\ln(B/M)$ 与其他预测变量 $\ln(A/M)$ 、 $E(+)/P$ 、 S/P 呈现单调递增的关系，与 $\ln(A/B)$ 、 $(E/P)_d$ 在小账面市值比的公司中呈现明显地单调递减的关系。

排序方法显示，平均收益率与 $\ln(A/M)$ 也呈现了一定的单调递增的关系，特别是在中小市场杠杆的公司，其收益率随着市场杠杆的增加而一直增加。 $\ln(A/M)$ 与 $\ln(B/M)$ 、 $\ln(A/B)$ 、 S/P 的单调变化关系明显，与 $\ln(ME)$ 、 $(E/P)_d$ 、 $E(+)/P$ 没有明显的单调变化关系。

排序方法显示，平均收益率与 $\ln(A/B)$ 并没有呈现出明显的单调递增的关系， $\ln(A/B)$ 与 $\ln(A/M)$ 和 S/P 有明显的单调变化的关系，而与其他变量并没有明显的单调变化关系。

表 17-4 列出了账面市值比、市场杠杆和财务杠杆与市值的变量组合的 FM 回归结果，该表显示，账面市值比、市场杠杆和财务杠杆在对收益率进行单变量预测时，前两者都具有显著的效果，而财务杠杆则没有预测能力。当财务杠杆与其他两个变量进行联合预测时，其预测能力得到提升。当账面市值比和市场杠杆联合预测收益率时，由于这两个预测变量的相关系数较高，其斜率系数的显著性下降。当考虑到市值因素时，结合表 17-3 上半部分的回归结果来看，账面市值比和市场杠杆具有显著的预测能力，这两者的预测能力是差不多的；当同时考虑这两个因素时，账面市值比的预测能力战胜了市场杠杆的预测能力。

表 17-4 账面市值比、杠杆参数与市值的变量组合的 FM 回归结果

	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
$\ln(B/M)$	0.62	2.10				
$\ln(A/M)$			0.57	2.56		
$\ln(A/B)$					0.10	0.53
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
$\ln(B/M)$	0.71	2.41			0.43	1.46
$\ln(A/M)$			0.70	2.39	0.29	1.58
$\ln(A/B)$	0.30	1.64	-0.40	-1.38		

续表

	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
$\ln(MC)$	-0.53	-2.81	-0.48	-2.61	-0.56	-2.99
$\ln(B/M)$					0.46	1.60
$\ln(A/M)$	0.44	1.97			0.14	0.83
$\ln(A/B)$			-0.02	-0.13		

我们知道，美国股票市场的账面市值比因素的预测能力基本等于市场杠杆 + 财务杠杆的预测能力，在 Fama 和 French 的回归分析中，收益率对市场杠杆和财务杠杆的回归系数正好大小相等，方向相反，而且都很显著，由于 $\ln(B/M) = \ln(A/M) - \ln(A/B)$ ，因此市场杠杆和财务杠杆的联合预测能力就等于账面市值比的预测能力。更重要的是，账面市值比预测能力在考虑收入价格比因素时不会减弱，而且这种预测能力比市值的预测能力更强。而我国市场则不同，首先账面市值比因素不能完全替代市场杠杆 + 财务杠杆，其次，账面市值比因素的预测能力不强，在考虑到收入价格比或者销售价格比因素时，其回归系数仅在 10% 的水平上显著（见表 3 下半部分的回归结果）。

三、收入价格比与销售价格比的预测能力

排序方法显示，平均收益率与 $\ln(E/P)$ 似乎也没有呈现出明显的单调递增的关系，但在 $\ln(E/P)$ 最小的投资组合中，我们发现，对于净利润小于 0 的公司，其股票平均收益率要高于其他任何组合的平均收益率；而对于净利润大于 0 的公司，其股票平均收益率与 $\ln(E/P)$ 并没有什么严格的变化规律，似乎 $\ln(E/P)$ 值越大，股票平均收益率越高。 $\ln(E/P)$ 与 $\ln(ME)$ 、 $\ln(B/M)$ 有着明显的单调变化的关系。

排序方法显示，平均收益率与 $\ln(S/P)$ 有比较明显的单调递增的关系，特别是在销售价格比大的公司，这种变化关系更加明显。 $\ln(S/P)$ 与 $\ln(B/M)$ 、 $\ln(A/M)$ 、 $\ln(A/B)$ 、 $(E/P)_d$ 、 $E(+)/P$ 有着较明显的单调变化关系，与 $\ln(ME)$ 则没有这种变化关系。

表 17-5 列出了收入价格比、销售价格比与市值等因素的变量组合的 FM 回归结果，从表中可以看出，在收入价格比和销售价格比因素单独预测收益率时，收入价格比并不具有明显的预测能力，而销售价格比则具有显著的预测能力；当考虑到市值等其他因素时，销售价格比的预测能力大大下降，而收入价格比的预测能力得到提升，并且显著。在考虑到所有的这些关





键财务数据时，我们发现，市值因素是最具有预测能力的因子，其次是收入价格比因素，而其他因素并不具有显著的预测能力。

表 17-5 收入价格比、销售价格比与市值的变量组合的 FM 回归结果

	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
$(E/P)_d$	0.40	1.20			0.36	1.08
$E(+)/P$	7.07	1.14			4.96	0.79
S/P			0.37	2.45	0.31	2.30
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
$\ln(MC)$	-0.66	-4.21	-0.52	-2.78	-0.66	-4.21
$(E/P)_d$	0.24	0.75			0.22	0.67
$E(+)/P$	15.41	3.10			13.73	2.72
S/P			0.33	2.48	0.19	1.57
	估计值	t 值			估计值	t 值
$\ln(MC)$	-0.68	-4.36			-0.67	-4.35
$\ln(B/M)$	0.42	1.31				
$\ln(A/M)$					0.46	1.39
$\ln(A/B)$					-0.38	-1.37
$(E/P)_d$	0.13	0.46			0.11	0.40
$E(+)/P$	12.15	2.34			11.77	2.31
S/P	0.08	0.63			0.08	0.47

第四章 结 论

在前人研究的基础上，本文利用中国股票市场的数据对 FF 因子模型进行了实证，考虑了市值、账面市值比、市场杠杆、财务杠杆、收入价格比和销售价格比这几个关键的财务数据。实证分析结果表明中国股票市场与美国股票市场存在显著的差别，在美国股票市场中，市值因子和账面市值比因子

具有稳健的预测能力，而且这两个因子蕴含了收入价格比对平均收益率的预测信息，其中账面市值比的预测能力比市值因子更强；而在中国股票市场，仅市值因子具有稳健的预测能力，账面市值比在仅考虑市值因子的情况下有显著的预测能力，但预测能力不及市值因子，当同时考虑到收入价格比和销售价格比时，账面市值比的预测能力进一步下降了，这时收入价格比有显著的预测能力，但它的预测能力也不及市值因子。因此在中国股票市场利用 FF 因子模型进行学术研究或者实践应用时，需要考虑中国股票市场的特定情况，不能生搬硬套 FF 三因子模型。



第十八章 动量模型及其应用

第一节 引言

股票的历史回报率是否能够预测未来的回报率一直以来都是理论界和实务界共同关心的话题，大量经验证据显示，股票的历史回报率序列具有预测股票未来回报率的信息，在短期和长期内，股票回报率表现为负相关，称为反转效应；在中期内，股票回报率表现为正相关，称为动量效应。基于此种特性，投资者可以根据历史回报率来构造投资策略获得显著的超额收益，其中一种投资策略是利用股票回报率中期内的动量效应，称为动量策略（Momentum Strategy），即根据股票过去一段时期的收益率大小进行排序，通过购买赢者（这段时期累计收益率高的股票）而卖空输者（这段时期累计收益率低的股票）来获得超额收益；另一种投资策略是利用股票回报率短期或长期内的反转效应，称为反转策略（Contrarian Strategy，又称价值投资策略），是动量策略的反向操作，即通过购买输者而卖空赢者来获得超额收益。比较而言，股票回报率的中期动量效应（动量策略）受到较多关注。

动量策略最具代表性的研究莫过于 Jegadeesh 和 Titman（1993）的论文，他们对 1965 年到 1989 年 NYSE 和 AMEX 的股票回报率进行了研究，把股票按照过去 3、6、9 和 12 个月（排序期）的回报率进行排序，对应于每一个排序，将回报率前 10% 的股票称为赢家组合，将回报率后 10% 的股票称为输家组合，通过考察买入赢家组合而卖空输家组合的零成本投资组合在持有期分别为 3、6、9 和 12 个月的回报率情况，发现除了 3×3 的投资策略的正回报率不显著外，其他投资策略的回报率都显著为正，其中排序期和持有期均为 6 个月的动量投资策略会产生每月大约 1% 的回报率，通过 6×6 的投资





组合策略的研究发现, 回报率不能用系统风险或股票对公共信息的价格反应滞后来解释, 他们认为这很可能是由于股票对与公司私有信息的价格反应滞后造成的。Chan 等 (1996) 将 Jegadeesh 和 Titman (1993) 的收益率动量策略扩展到盈余动量策略, 即根据股票近期的盈余变动 (past earnings surprise) 排序, 通过对 1977 年到 1993 年 NYSE、AMEX 和 NASDAQ 的数据进行分析, 发现 6×6 的收入动量策略的回报率更高, 但显著性和持久性不及收益率动量策略。Conrad 和 Kaul (1998) 则研究了 1926 年到 1989 年 NYSE 和 AMEX 的股票, 考察的投资期限为 1 周、3、6、9、12、18、24、36 个月, 发现这 64 种投资策略中有一半的策略能取得显著的正收益, 正显著的动量收益的获取主要集中在 3 ~ 12 个月的投资期限策略里。Fama 和 French (1996) 考察了多种因素 (包括市值、账面市值比、长期收益发转和中期收益动量等) 对股票平均收益率的解释, 其研究样本为 1963 年 7 月到 1993 年 12 月的 NYSE、AMEX 和 NASDAQ 的股票, 发现除了收益动量外, 其他因素的解释力在 FF 三因素模型中都消失了, 他们建议对其他各国的数据对动量投资策略进行检验, 以验证动量效应是否只适应于美国。

实际上, 除了美国市场之外, 一些研究者也在其他国家或地区的股票市场中发现了动量效应。Rouwenhorst (1998) 将 Jegadeesh 和 Titman (1993) 的方法用于欧洲 12 个国家 (澳大利亚、比利时、德国、法国、丹麦、意大利、荷兰、挪威、西班牙、瑞典、瑞士与英国) 的股票市场, 考察了 1980 年到 1995 年期间的投资期限为 3、6、9 和 12 个月的动量投资策略, 发现与美国市场基本一致的动量效应。Liu 等 (1999) 考察了 1977 年 1 月到 1998 年 6 月的英国股票市场这样一个较大样本, 用两种方法 (Lehmann (1990)、Jegadeesh 和 Titman (1993)) 对动量投资策略进行全面的分析, 发现动量投资策略的正回报率仍然显著; 同时他们还发现市值、股票价格、账面市值比和收入价格比等因素对英国股票的回报率有解释力, 但这些因素不能解释动量投资策略的回报率, 他们认为这种现象可能是由于股票对行业信息或公司自身特有信息的价格反应滞后造成的。绝大多数成熟股票市场中, 动量效应都存在; 新兴股票市场中, 除了个别国家股票市场中动量交易策略无利可图外, 一些新兴市场也显示出动量效应。另外, 国际股票市场指数变化中也显示存在动量效应的经验证据 (Chan 等 (2000))。

动量效应除了广泛存在于世界各股票市场外, 也表现出较长时期的持续性。Jegadeesh 和 Titman (2001) 以 1990 ~ 1998 年期间在 NYSE、AMEX 和 NASDAQ 上市交易的所有股价不低于 5 美元的股票为样本, 重复了他们在 1993 年的研究, 发现动量投资策略仍可以获得显著的正回报率。



在对动量效应的进一步分析中，学者们还发现如下一些动量效应的特点：

1. 动量效应是一个非 1 月季节效应。Jegadeesh 和 Titman (2001) 的研究发现，在 1 月动量策略收益为 -1.55%，其他月份都是正收益，平均为 1.48%。这一现象与规模效应和长期收益反转效应不同，规模效应和长期收益反转效应的绝大多数收益主要集中在 1 月。

2. 动量效应的大小依赖于市场状态。Cooper 等 (2004) 用美国的数据发现牛市中的动量策略的回报率显著高于熊市中的动量策略的回报率。从 1929 年至 1995 年，牛市的动量策略的平均回报率为每月 0.98%，而在熊市则为 -0.37%。而 Siganos 和 Chelley - Steeley (2006) 用英国的数据则发现截然相反的结论，在熊市中动量策略具有较高的回报率，这种回报主要来源于对输者的卖空。

3. 不同特征的股票表现出不同程度的动量效应。比如，Jegadeesh 和 Titman (1993) 等许多研究都发现小规模公司股票价格具有较大的动量效应。Lesmond 等 (2004) 发现股价越低，动量效应越大。George 和 Hwang (2004) 发现 52 周高价或低价能够解释动量效应中的一大部分，而且基于 52 周高价或低价的动量收益高于基于固定区间（如过去 6 个月）的动量收益，指出股票价格水平比股票过去价格变化对动量效应的影响更重要。Daniel 和 Titman (1999) 发现成长型股票比价值型股票具有较高的动量效应，他们认为这是由于成长型股票的价值较难估计，其高动量效应可能是由投资者的过度自信造成的。Lee 和 Swaminathan (2000) 发现具有较高换手率的股票的动量效应也较大，其解释是高换手率源于因估价困难而产生的投资建议分歧较大，或者是高换手率吸引较多交易者的关注，引起正反馈交易，从而产生较大的动量效应。

对于中国股票市场是否存在动量效应，学者们也进行了卓有成效的研究，但结论存在差异。一部分学者持肯定态度。Kang 等 (2002) 研究了 1993 年 1 月至 2000 年 1 月期间 268 家上市公司的周收益率数据，考察的投资期限有为 1、2、4、8、12、16、20、26 周，发现交叉搭配形成的 64 种投资组合策略中，短期（形成期为 1~12 周）反转策略和部分中期（形成期为 12~26 周）动量策略存在显著正回报。周琳杰 (2002) 研究了 1995 年 1 月至 2000 年 12 月期间深沪两市所有上市公司的数据，发现期限为 1 个月的动量策略的超额收益明显好于其他期限的策略。吴世农和吴超鹏 (2003) 研究了 1997~2002 年上交所 342 家上市公司，发现样本股票存在短期的动量效应。朱战宇等 (2003) 研究了 1995 年 1 月至 2001 年 12 月的股票，发现动

量效用存在于形成期和持有期在4周以内的策略中。林秀梅和方毅(2004)研究了1997年2月至2001年7月均有交易的444家上市公司,发现投资期限为9周或13周的策略有显著的正收益。朱战宇等(2004)研究了1994~2001年A股,发现低成交量的股票存在动量效应。徐信忠和郑纯毅(2006)研究了1995~2001年深沪两市A股,样本股票在大约半年的时间内都存在动量效应。王志强等(2006)研究了1991~2005年的股票,发现大盘、高价和低换手率的股票具有较高的动量效应。肖峻等(2006)研究了1995年4月至2004年6月的A股,以规模、益本比率及净市值比率进行风格划分,发现国内股市存在显著的中期风格动量。柯军和卢二坡(2011)研究了1998年1月至2007年12月深交所的所有A股,也发现动量效应的存在。另一小部分学者则持否定态度。王永宏和赵学军(2001)研究了1993年之前上市的全部A股,研究的时间区间为1993~2000年,发现各种期限组合的动量投资策略的回报率几乎全部为负。马超群和张浩(2005)研究了1995年1月~2001年12月沪深两市全部A股股票,也未发现有显著的动量效应。

之所以造成研究成果各异,选取的时间区间不同是关键原因,之所以选取的时间区间各有不同,除了由于当时研究者所能获得的数据受到时间限制外,还有可能是因为研究者为支持其观点而选取最符合其观点的时间区间样本,郑纯毅(2004)在其博士论文中就指出,最初他试图利用尽可能长的时间区间进行动量效应的研究,但在实证分析中发现当把1995年以前的数据考虑进来的时候(如时间区间取1994年到2000年),动量现象就不明显了,因此将时间区间定为1995年到2001年,利用这7年的股票交易数据和财务数据对中国股票市场的动量效应进行研究。

其他原因还可能有:

1. 筛选股票样本的标准不同。有些研究要求公司在研究的时间区间段之前就上市;有些研究删除被PT或者曾经被PT过的公司;有些研究为了考察动量效应与公司财务特征的关系,需要删除金融类股票和财务数据缺失的时间样本等。这些个体样本选择的偏差可能会导致结论的不一致。

2. 在构造赢家组合和输家组合时分组比例不同。部分学者采用20%或30%作为赢家组合和输家组合的分组比例,而国内外大多数研究还是以10%为分组标准的惯例。由于中国股市波动的特点,不同的分组比例也可能会影响结果。

3. 投资组合平均收益率的计算方法不同。部分学者采用几何平均方法计算出形成期和持有期的累积收益率,在各期收益率波动较大的情况下,采用



算术平均方法会导致长期收益率的高估，中国股市比成熟股票市场的波动更大，因此当考虑的投资期限（形成期和持有期）较长时，应该采用几何平均方法计算出累积收益率作为排序指标和动量收益指标比较合理。但是，几何平均方法计算的累积收益率与因素暴露的估计误差之间不独立，如果是研究短期内动量收益的因素暴露，用算术平均方法计算平均收益率是更为合理的选择。

为了利用尽可能长的时间区间和尽可能多的股票进行动量效应的研究，本书将不研究不同财务特征的股票之间动量效应是否存在差异的问题，仅利用股票价格收益数据库进行研究。另外，我们还可以考察不同市场状态下的动量收益率的特征等问题。

第二节 数据与方法

256



本书所有的数据均来源于 CCER 中国经济金融数据库的资本市场交易数据的股票价格收益数据库。本书同时考虑 Jegadeesh 和 Titman (1993) 的重叠法 (overlapping method) 和 Liu 等 (1999) 的非重叠法的动量策略。

假设考虑的样本时间区间跨度为 T 期，形成期为 J ，持有期为 K ，那么在时期 t 初 ($J < t \leq T$)，根据每只股票在过去 J 个时期（形成期）的平均收益率进行排序，平均收益率最小的 10% 股票形成输者组合，平均收益率最大的 10% 股票形成赢者组合，购买赢者组合而卖出输者组合，并持有这样的投资组合头寸 K 个时期。

对于时期 t 初 ($J < t \leq T - K + 1$) 构造的投资组合，我们将在时期 t 至时期 $t + K - 1$ 这 K 个时期期末获得它的收益，将收益率序列记为 $\{\bar{R}_{t,s}\}_{s=t, \dots, t+K-1}$ ；对于最后 $K-1$ 个时期 ($t > T - K + 1$) 构造的投资组合，我们将在时期 t 至时期 T 这 $T - t + 1$ 个时期期末获得它的收益，将收益率序列记为 $\{\bar{R}_{t,s}\}_{s=t, \dots, T}$ 。

对于重叠法，我们在每个时期 t 初 ($J < t \leq T$) 将持有一系列的投资组合。在前 $K-1$ 个时期期初 ($J < t < J + K$)，我们持有投资组合为时期 $J+1$ 至时期 t 这 $t - J$ 个时期期初构造的投资组合，那么时期 t 末获得的收益率为

这些投资组合的平均收益率 $\frac{\sum_{s=J+1}^t \bar{R}_{s,t}}{t-J}$, 其中 $t=J+1, \dots, J+K-1$; 在之后的各个时期期初 ($t \geq J+K$), 我们持有的投资组合为时期 $t-K+1$ 至时期 t 这 K 个时期期初构造的投资组合, 那么时期 t 末获得的收益率为 $\frac{\sum_{s=t-K+1}^t \bar{R}_{s,t}}{K}$, 其中 $t=J+K, \dots, T$ 。

对于非重叠法, 我们是每 K 个时期构造一个投资组合。在时期 $J+1$ 初, 我们构造一个投资组合, 并持有 K 个时期, 在持有期中我们不再构造投资组合, 即在时期 $J+2$ 至时期 $J+K$ 这 $K-1$ 个时期期初不再构造投资组合, 而在时期 $J+K+1$ 初, 由于前一个投资组合已到期, 我们再重新构造投资组合, 并将其持有 K 个时期, 依此类推。也就是说, 每个时期 t 初我们始终持有一个投资组合, 投资组合的构造时期为时期 $J+1$ 初, 时期 $J+K+1$ 初, 时期 $J+2K+1$ 初直到时期 $T=J+\text{int}[\frac{T-J-1}{K}] \times K+1$ 初, 那么非重叠法每个时期 t 末获得的收益率为:

$$\{\bar{R}_{J+1,J+1}, \dots, \bar{R}_{J+1,J+K}, \bar{R}_{J+K+1}, \dots, \bar{R}_{J+2K}, \dots, \bar{R}_{T,T}, \dots, \bar{R}_{T,T}\}$$

上述投资组合收益率序列 $\{\bar{R}_{t,s}\}$ 的具体计算如下:

假设样本中有 N 只股票。记股票 i 在时刻 t 的收益率为 R_{it} , 形成矩阵 $[R_{it}]$ 为:

$$\begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \cdots & R_{1T} \\ R_{21} & R_{22} & \cdots & R_{2T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{N1} & R_{N2} & \cdots & R_{NT} \end{bmatrix}$$

在时期 t 初, 我们计算股票 i 在过去 J 个时期 (形成期) 的平均收益率 $\bar{R}_{J,it}$:

$$\bar{R}_{J,it} = \sqrt[J]{\prod_{s=t-J}^{t-1} (1 + R_{is})} - 1$$

对序列 $\{\bar{R}_{J,it}\}_{i=1, \dots, N}$ 进行排列, 将 $\bar{R}_{J,it}$ 最小的 10% 的股票形成输者组合, 可计算该输者组合在持有期 s ($t \leq s \leq \min(t+K-1, T)$) 的 (等权) 平均收益率 $\bar{R}_{t,s}^L$, 将 $\bar{R}_{J,it}$ 最大的 10% 股票形成赢者组合, 可计算该赢者组合在持有期





s 的（等权）平均收益率 $\bar{R}_{t,s}^w$ ，那么时刻 t 的动量收益 $\bar{R}_{t,s}$ ，即构造的零成本投资组合的收益率等于 $\bar{R}_{t,s}^w - \bar{R}_{t,s}^L$ 。标准的 t 检验用于检验投资组合的月平均收益率是否显著为正或为负。

第三节 动量效应的实证分析

对于中国 A 股市场动量效应的实证分析，绝大多数研究所使用的样本区间不早于 1993 年 1 月。表 18-1 列出了 1990 年 12 月至 1994 年 12 月沪深股市上市公司的数量。从表中可以看出，1993 年 6 月前的股票数量太少，若考虑这部分数据，在构造投资组合时，以 10% 作为分组比例的话，每个投资组合的股票个数不超过 10 个，这会使得构造的组合承担太多不必要的个股风险。为此，本研究以 1993 年 7 月作为样本时间区间的起始点。另外，由于早期的股市还处于不规范的初期发展阶段，股市经常处于大起大落的状态，股市收益率序列中这些不规范数据对分析整个股市的特征会造成扭曲。为此，本书会进一步通过删除早期的一些样本来考察动量效应。

表 18-1 上市公司数

年度	1990.12	1991.06	1991.12	1992.06	1992.12	1993.06	1993.12	1994.06	1994.12
沪市	6	7	7	13	29	64	101	164	169
沪深两市	6	7	13	31	52	98	176	269	287

一、全样本分析

表 18-2 列出了 $J=1、3、6、12$ 和 $K=1、3、6、12$ 时重叠法和非重叠法这 32 个动量策略的输家组合、赢家组合和赢家减输家的零成本组合的平均收益率和对应的 t 值（括号内）。从表中可以看出，绝大多数投资策略的零成本组合平均收益率都没有显著为正或为负，只有当形成期和持有期较短时，零成本组合的平均收益率才显著为负（见表中左上阴影部分），其中形成期为 1 或 3 个月，持有期为 1 个月的零成本组合的平均收益率在 10% 的显著性水平上为负，而形成期为 1 个月、持有期为 3 个月的零成本组合的平均收益率在 5% 的显著性水平上为负。这说明中国 A 股市场可能存在短期内的

反转效应, 但反转效应并不明显。而表中并没有发现动量效应存在的迹象。

要想在上述几个投资策略显著的负收益中获利, 需要卖空零成本组合, 实际上就是买进输家组合而卖空赢家组合, 而这种收益主要来源于对赢家组合的卖空。从输家组合和赢家组合的平均收益率和 t 值可以看出, 输家组合的平均收益率有正有负, 而且大多不显著, 而绝大多数赢家组合的平均收益率都为负, 而且存在一部分的策略的平均收益率显著为负。对于买进输家卖空赢家的投资策略, 其月平均收益率不足 1%, 在卖空成本较高的中国 A 股市场, 很难从该策略中获利。

表 18-2 动量策略的收益率 (1993.07 ~ 2011.09)

J	K	重叠法				非重叠法			
		1	3	6	12	1	3	6	12
1	输家组合	0.0019	0.0016	-0.0005	-0.0010	0.0019	0.0004	0.0000	0.0007
		(0.5979)	(0.8571)	(-0.3951)	(-1.0084)	(0.5979)	(0.1271)	(-0.0069)	(0.2283)
1	赢家组合	-0.0077	-0.0050	-0.0034	-0.0021	-0.0077	-0.0026	-0.0028	-0.0034
		(-1.946)	(-1.9647)	(-1.9929)	(-1.9091)	(-1.946)	(-0.6421)	(-0.71)	(-0.8814)
1	零成本组合	-0.0096	-0.0066	-0.0029	-0.0011	-0.0096	-0.0030	-0.0028	-0.0040
		(-1.455)	(-1.6959)	(-1.2668)	(-0.8142)	(-1.455)	(-0.4448)	(-0.4277)	(-0.631)
3	输家组合	0.0044	-0.0003	-0.0026	-0.0018	0.0044	0.0009	-0.0053	-0.0014
		(1.389)	(-0.1263)	(-1.8655)	(-1.4465)	(1.389)	(0.3541)	(-2.0323)	(-0.7077)
3	赢家组合	-0.0048	-0.0034	-0.0016	-0.0004	-0.0048	-0.0034	0.0007	-0.0013
		(-1.2139)	(-1.1289)	(-0.728)	(-0.2198)	(-1.2139)	(-1.0314)	(0.2563)	(-0.5771)
3	零成本组合	-0.0092	-0.0031	0.0011	0.0013	-0.0092	-0.0043	0.0059	0.0001
		(-1.4219)	(-0.6884)	(0.3571)	(0.5514)	(-1.4219)	(-0.8349)	(1.3611)	(0.0296)
6	输家组合	0.0016	-0.0015	-0.0029	-0.0007	0.0016	-0.0023	-0.0034	-0.0022
		(0.5196)	(-0.6765)	(-1.614)	(-0.3998)	(0.5196)	(-1.0496)	(-1.6053)	(-0.9069)
6	赢家组合	-0.0055	-0.0029	-0.0013	-0.0014	-0.0055	-0.0025	-0.0023	0.0004
		(-1.5777)	(-1.0676)	(-0.5208)	(-0.6309)	(-1.5777)	(-0.9141)	(-0.8617)	(0.1082)
6	零成本组合	-0.0072	-0.0014	0.0016	-0.0008	-0.0072	-0.0003	0.0010	0.0026
		(-1.1796)	(-0.3284)	(0.4601)	(-0.2434)	(-1.1796)	(-0.0646)	(0.2541)	(0.6605)
12	输家组合	0.0007	-0.0018	-0.0004	0.0023	0.0007	-0.0021	-0.0026	-0.0005
		(0.2628)	(-0.739)	(-0.1648)	(0.9743)	(0.2628)	(-0.9047)	(-1.0711)	(-0.2109)
12	赢家组合	-0.0012	-0.0013	-0.0021	-0.0033	-0.0012	-0.0008	-0.0021	-0.0037
		(-0.3458)	(-0.376)	(-0.6291)	(-1.0627)	(-0.3458)	(-0.205)	(-0.5636)	(-1.0491)
12	零成本组合	-0.0019	0.0005	-0.0017	-0.0055	-0.0019	0.0014	0.0005	-0.0032
		(-0.3613)	(0.0971)	(-0.3548)	(-1.2252)	(-0.3613)	(0.2577)	(0.0946)	(-0.6506)





上述分析中需要注意的是，如果动量策略的零成本组合收益率中存在异常值，那么上述表中给出的零成本组合的平均收益率及其对应的 t 值可能会受到该异常值的影响，使得结论的可信度降低。为此，图 18-1 给出了形成期和持有期相同时的重叠法动量策略的零成本组合收益率的时间序列数据，非重叠法的零成本组合收益率的时间序列数据与此图类似，不再给出。

从图中可以看出，在 1995 年前，投资期限为 1 个月和 3 个月的零成本组合的收益率时间序列中存在异常值，实际上投资期限为 6 个月和 12 个月的投资策略也会受到这种影响，只是由于其持有期较长，其平均收益率为 6 个或 12 个投资组合的平均收益率，所以该异常值对其影响不大。为了避免该异常值对动量策略结果的影响，我们剔除 1993 年 7 月至 1994 年 12 月的数据。从表 18-1 中上市公司数可以看出，1994 年底沪深两市的上市公司数已经比较多，达到 287 家；而上交所的上市公司数也不少，达到 169 家。

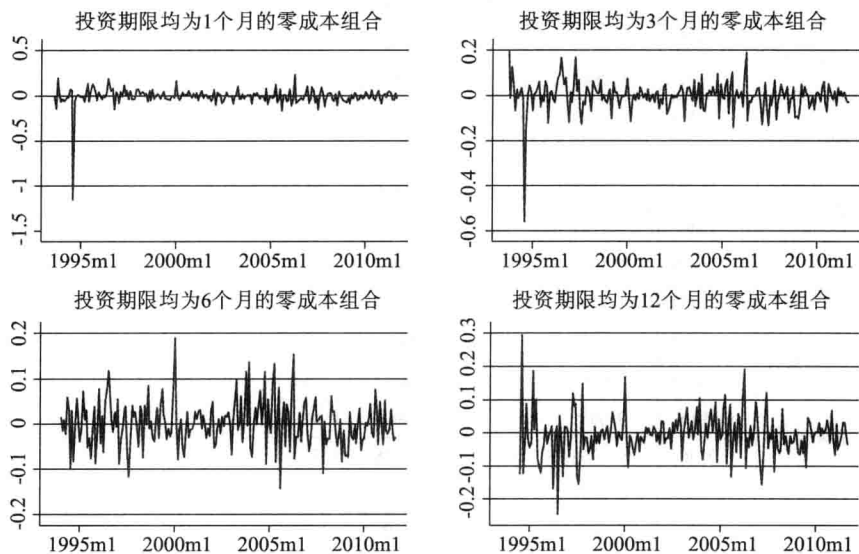


图 18-1 重叠法动量策略的收益率时间序列

表 18-3 给出了 1995 年 1 月作为样本时间区间的起始点的动量策略的零成本组合的平均收益率和对应的 t 值。表中只有形成期为 1 个月、持有期为 3 个月的零成本组合的平均收益率显著（为负），但只在 10% 的水平上显著。该显著的负收益主要来源于买进赢家组合而得，因此要通过反向操作获得显著的正收益，即需要卖空赢家组合，由于其月平均收益都不足 0.5%，很难在中国 A 股市场获利。

在该表中,我们发现,大多数的输家组合的平均收益率为负,但不显著;而赢家组合的平均收益率均为负,且有一部分显著,这些结论与表 18-2 的结论是一致的,而且进一步支持赢家组合的平均收益率为负的结论。

就整个样本时间区间(1995 年 1 月至 2011 年 9 月),我们并没有发现动量效应存在的迹象,而且短期内的反转效应也并不明显。由于非重叠法和重叠法的动量策略的结论基本一致,以后的分析中均以重叠法为例进行阐述。

表 18-3 动量策略的平均收益率 (1995.01 ~ 2011.09)

J	K	重叠法				非重叠法			
		1	3	6	12	1	3	6	12
1	输家组合	-0.0012	0.0004	-0.0013	-0.0015	-0.0012	-0.0011	-0.0031	-0.0030
		(-0.5439)	(0.2571)	(-1.1393)	(-1.6096)	(-0.5439)	(-0.5000)	(-1.4634)	(-1.4479)
1	赢家组合	-0.0055	-0.0036	-0.0025	-0.0020	-0.0055	-0.0002	0.0007	-0.0024
		(-2.0741)	(-1.9675)	(-1.8055)	(-1.8275)	(-2.0741)	(-0.0538)	(0.2607)	(-1.2381)
1	零成本组合	-0.0043	-0.0040	-0.0012	-0.0004	-0.0043	0.0010	0.0037	0.0005
		(-1.0419)	(-1.5067)	(-0.6653)	(-0.3226)	(-1.0419)	(0.2199)	(0.98)	(0.1697)
3	输家组合	0.0015	-0.0020	-0.0038	-0.0026	0.0015	-0.0002	-0.0042	-0.0035
		(0.5469)	(-0.9611)	(-2.5371)	(-2.0906)	(0.5469)	(-0.0746)	(-1.9238)	(-1.4874)
3	赢家组合	-0.0039	-0.0033	-0.0024	-0.0022	-0.0039	-0.0033	-0.0010	-0.0005
		(-1.358)	(-1.3593)	(-1.213)	(-1.4049)	(-1.358)	(-1.2901)	(-0.4215)	(-0.2379)
3	零成本组合	-0.0054	-0.0013	0.0014	0.0004	-0.0054	-0.0031	0.0032	0.0030
		(-1.1219)	(-0.3286)	(0.4897)	(0.1762)	(-1.1219)	(-0.7433)	(0.8649)	(0.8813)
6	输家组合	-0.0020	-0.0040	-0.0043	-0.0019	-0.0020	-0.0039	-0.0048	-0.0004
		(-0.8332)	(-2.0017)	(-2.4807)	(-1.2321)	(-0.8332)	(-1.7804)	(-2.398)	(-0.1851)
6	赢家组合	-0.0039	-0.0025	-0.0018	-0.0025	-0.0039	-0.0027	-0.0025	-0.0036
		(-1.2554)	(-0.9175)	(-0.77)	(-1.2363)	(-1.2554)	(-0.9421)	(-0.9204)	(-1.453)
6	零成本组合	-0.0019	0.0015	0.0024	-0.0006	-0.0019	0.0012	0.0023	-0.0032
		(-0.3891)	(0.354)	(0.6642)	(-0.1847)	(-0.3891)	(0.277)	(0.5438)	(-0.8088)
12	输家组合	-0.0014	-0.0031	-0.0018	0.0000	-0.0014	-0.0030	-0.0033	0.0013
		(-0.5752)	(-1.2726)	(-0.7707)	(0.0000)	(-0.5752)	(-1.2329)	(-1.3687)	(0.5007)
12	赢家组合	-0.0020	-0.0023	-0.0030	-0.0042	-0.0020	-0.0022	-0.0037	-0.0039
		(-0.6038)	(-0.7602)	(-1.0882)	(-1.6957)	(-0.6038)	(-0.701)	(-1.2149)	(-1.3761)
12	零成本组合	-0.0005	0.0008	-0.0013	-0.0042	-0.0005	0.0008	-0.0004	-0.0053
		(-0.0986)	(0.165)	(-0.2751)	(-1.0084)	(-0.0986)	(0.164)	(-0.086)	(-1.0873)

二、子样本分析

表 18-4 列出了各个阶段的动量策略的平均收益率和对应的 t 值。从第





一阶段来看,我们发现,形成期不超过6个月的投资策略,零成本组合的平均收益率为正,但在这些策略中,我们发现只有2个投资策略的平均收益率显著,分别是形成期和持有期均为1个月的投资策略和形成期为3个月、持有期为6个月的投资策略。这些投资策略显著的正收益主要来源于对输家组合的卖空。

表 18-4 动量策略的各时期平均收益率

		1996年1月至2001年6月				2001年7月至2005年5月			
J	K	1	3	6	12	1	3	6	12
1	输家组合	-0.0063	0.0009	-0.0016	-0.0006	0.0043	0.0026	0.0007	-0.0005
		(-1.7912)	(0.358)	(-0.856)	(-0.3338)	(1.1508)	(1.1549)	(0.3392)	(-0.3037)
1	赢家组合	0.0051	0.0015	0.0006	-0.0009	-0.0070	-0.0031	0.0004	0.0012
		(1.0901)	(0.4793)	(0.2706)	(-0.5676)	(-1.674)	(-1.1944)	(0.1897)	(0.7474)
1	零成本组合	0.0114	0.0006	0.0022	-0.0004	-0.0113	-0.0056	-0.0003	0.0017
		(1.7528)	(0.128)	(0.7321)	(-0.152)	(-1.6271)	(-1.3342)	(-0.0832)	(0.5932)
3	输家组合	-0.0020	-0.0053	-0.0069	-0.0038	0.0062	0.0026	-0.0008	-0.0008
		(-0.4123)	(-1.5079)	(-2.9472)	(-1.7532)	(1.4363)	(0.6979)	(-0.2388)	(-0.2849)
3	赢家组合	0.0033	0.0011	0.0001	-0.0019	-0.0022	0.0014	0.0043	0.0035
		(0.671)	(0.2658)	(0.0432)	(-0.7581)	(-0.4238)	(0.3297)	(1.1565)	(1.1519)
3	零成本组合	0.0054	0.0064	0.0070	0.0019	-0.0084	-0.0012	0.0051	0.0044
		(0.6087)	(0.9744)	(1.5223)	(0.4857)	(-0.9712)	(-0.1674)	(0.7565)	(0.7705)
6	输家组合	-0.0067	-0.0081	-0.0061	-0.0020	-0.0005	-0.0026	-0.0040	-0.0025
		(-1.9731)	(-2.7196)	(-2.1716)	(-0.7583)	(-0.0869)	(-0.5192)	(-0.8655)	(-0.6255)
6	赢家组合	0.0005	0.0002	-0.0016	-0.0040	0.0069	0.0093	0.0100	0.0075
		(0.087)	(0.0461)	(-0.4098)	(-1.2097)	(1.1065)	(1.6554)	(1.8709)	(1.696)
6	零成本组合	0.0071	0.0083	0.0044	-0.0020	0.0074	0.0119	0.0140	0.0100
		(0.9498)	(1.2421)	(0.7365)	(-0.371)	(0.6517)	(1.1697)	(1.4714)	(1.2387)
12	输家组合	-0.0051	-0.0061	-0.0019	0.0016	-0.0055	-0.0061	-0.0072	-0.0056
		(-1.2079)	(-1.3909)	(-0.4553)	(0.3987)	(-0.9669)	(-1.1241)	(-1.4062)	(-1.2754)
12	赢家组合	-0.0004	-0.0025	-0.0053	-0.0077	0.0129	0.0137	0.0128	0.0092
		(-0.0741)	(-0.4911)	(-1.1116)	(-1.7823)	(1.7529)	(2.0529)	(2.1532)	(1.8166)
12	零成本组合	0.0047	0.0036	-0.0034	-0.0093	0.0184	0.0198	0.0200	0.0149
		(0.5327)	(0.4226)	(-0.4185)	(-1.219)	(1.4757)	(1.7094)	(1.882)	(1.6363)

续表

		1996年1月至2001年6月				2001年7月至2005年5月			
J	K	1	3	6	12	1	3	6	12
1	输家组合	0.0009	-0.0019	-0.0027	-0.0033	-0.0025	-0.0010	-0.0017	-0.0021
		(0.1497)	(-0.5445)	(-0.9221)	(-1.4608)	(-0.477)	(-0.259)	(-0.5177)	(-0.7476)
1	赢家组合	-0.0189	-0.0124	-0.0102	-0.0077	-0.0091	-0.0048	-0.0038	-0.0032
		(-3.1794)	(-2.7849)	(-2.8064)	(-2.3543)	(-1.9314)	(-1.1721)	(-0.9556)	(-0.8163)
1	零成本组合	-0.0198	-0.0105	-0.0075	-0.0043	-0.0066	-0.0039	-0.0021	-0.0011
		(-1.934)	(-1.6556)	(-1.6079)	(-1.0818)	(-0.8662)	(-0.8225)	(-0.5529)	(-0.3155)
3	输家组合	0.0005	-0.0036	-0.0053	-0.0038	0.0044	0.0007	-0.0001	0.0000
		(0.0852)	(-0.7416)	(-1.6108)	(-1.4819)	(0.7958)	(0.161)	(-0.0385)	(0.0121)
3	赢家组合	-0.0153	-0.0145	-0.0126	-0.0096	-0.0040	-0.0020	-0.0014	-0.0012
		(-2.3187)	(-2.6107)	(-2.8549)	(-2.4499)	(-0.6796)	(-0.4038)	(-0.2995)	(-0.2661)
3	零成本组合	-0.0158	-0.0109	-0.0073	-0.0058	-0.0084	-0.0028	-0.0012	-0.0012
		(-1.4977)	(-1.2406)	(-1.2548)	(-1.1478)	(-1.0195)	(-0.3975)	(-0.2088)	(-0.212)
6	输家组合	-0.0022	-0.0049	-0.0060	-0.0026	0.0046	0.0000	-0.0020	-0.0014
		(-0.3706)	(-1.0931)	(-1.6381)	(-0.7358)	(0.6931)	(-0.0054)	(-0.4045)	(-0.2529)
6	赢家组合	-0.0195	-0.0171	-0.0130	-0.0113	-0.0015	0.0004	0.0011	0.0022
		(-2.6924)	(-2.7945)	(-2.3731)	(-2.0855)	(-0.259)	(0.068)	(0.1939)	(0.394)
6	零成本组合	-0.0173	-0.0122	-0.0070	-0.0087	-0.0062	0.0004	0.0031	0.0035
		(-1.5425)	(-1.3435)	(-0.9102)	(-1.1368)	(-0.6333)	(0.0486)	(0.3726)	(0.4039)
12	输家组合	0.0079	0.0055	0.0061	0.0073	-0.0025	-0.0014	0.0002	-0.0006
		(1.5728)	(1.1939)	(1.3265)	(1.7282)	(-0.3124)	(-0.1659)	(0.0221)	(-0.062)
12	赢家组合	-0.0166	-0.0167	-0.0156	-0.0142	0.0006	0.0012	0.0026	0.0038
		(-2.2637)	(-2.5841)	(-2.4731)	(-2.3831)	(0.078)	(0.147)	(0.3198)	(0.5037)
12	零成本组合	-0.0246	-0.0222	-0.0218	-0.0215	0.0030	0.0026	0.0024	0.0044
		(-2.209)	(-2.2642)	(-2.239)	(-2.3956)	(0.2457)	(0.1804)	(0.1595)	(0.2994)

从第二阶段来看，形成期和持有期均较短时，动量策略的零成本组合的平均收益率为负，其中形成期为1个月、持有期为1或3个月的投资策略的零成本组合的平均收益率显著为负；但形成期或持有期较长时，其零成本组合的平均收益率为正，且存在较多策略的平均收益率显著，其月平均收益率超过1.2%，这些收益都是来自对赢家组合的买进，是可获取的收益。

从第三阶段来看，动量策略的零成本组合的平均收益率都为负，且绝大多数显著，这些显著的负收益主要来源于对赢家组合的买进，要想获得正收益则需要卖空赢家组合，某些卖空赢家组合的策略其获得的月平均收益是比





较可观的，比如形成期和持有期为1个月的投资策略，其卖空赢家组合的月平均收益率接近2%，而且在5%的水平下显著。

从第四阶段看，我们并没有发现有显著收益的零成本投资组合策略，形成期较短的投资策略的零成本组合收益为负，而形成期较长的投资策略的零成本组合收益多数为正，但其收益的绝对值都不大。从构造的输家组合和赢家组合来看，也只有形成期和持有期均为1个月的投资策略的赢家组合有显著的负收益率，但其平均负收益率为-0.91%，卖空该组合的收益只能弥补卖空的成本。

三、小结

我们将形成期为1、3、6、12个月和持有期为1、3、6、12个月的动量策略在中国A股市场中的表现总结如下：

1. 利用1995年1月至2011年8月的股票收益率数据构造动量策略，考察了各策略在1995年2月至2011年9月的总体表现，发现零成本组合几乎没有显著的收益率，所构造的输家组合和赢家组合在整个样本区间的平均收益率几乎都为负，但卖空这些投资组合的收益率不大。

2. 我们将1996年1月至2011年9月划分为四个阶段，其中前三个阶段分别为1996年1月至2001年6月、2001年7月至2005年5月、2005年6月至2009年7月，分别在各个阶段考察动量策略在其阶段内的表现，发现在第一个阶段存在2个有显著正收益的零成本组合，但其收益主要来源于对输家的卖空；在第二个阶段存在2个有显著负收益的零成本组合，其收益也主要来源于对输家的卖空，同时存在6个有显著正收益的零成本组合，其收益主要来源于对赢家组合的买进。在第三阶段，绝大多数策略的零成本组合的平均收益率都显著为负，主要是赢家组合的显著负收益所致，卖空这些赢家组合所获得的收益不小，最多接近2%的月平均收益。

第四节 规模、交易量与动量策略

本节进一步对动量策略进行分析，主要从如下几个方面进行扩展：（1）考虑投资期限最短为1周的动量策略；（2）考虑不同市值规模的股票的动量策略；（3）考虑不同市值规模股票中不同交易量的股票的动量策略。



一、数据与方法

为什么考虑规模与交易量?一方面,我们考虑不同公司规模股票的动量效应是因为,我们在第十八章中发现,规模是一个非常显著而又稳健的因子,是影响股票收益率的一个重要因素,不同公司规模股票的股票其平均收益率有明显的区别,因此可以想象,不同公司规模股票的动量效应也会存在差异。另一方面,我们考虑交易量这一因素是因为,股票市场的涨跌经常伴随着交易量的剧烈变化,交易量可能具有独立于股票收益率之外的信息,将股票收益率与交易量结合起来研究动量效应,可能会得到一些有意义的结论。

上述研究不涉及公司的财务数据,因此可以利用尽可能多的股票进行动量效应的分析,已保证研究的可靠性。本章考察的时间范围从1996年12月16日起至2011年12月2日,共749周,包含的股票数高达2373只,股票刚上市的前一周不在本报告的研究样本内。

动量策略采用重叠法,收益率动量策略的构造与前相同(见第二节),我们取收益率的分组比例为20%。当考虑不同市值规模股票的动量策略时,在时期 t 初,根据股票在时期 $t-1$ 期末的流通市值来构造小市值规模股票组合和大市值规模股票组合,其分组比例为30%,然后再在不同市值规模股票组合中构造收益率动量策略。当考虑不同交易量股票的动量策略时,在时期 t 初,根据股票在形成期,即时期 $t-J$ 至时期 $t-1$ 的日平均换手率来构造小交易量的股票组合和大交易量的股票组合,其分组比例也为30%,然后再在不同交易量股票组合中构造收益率动量策略。当考虑市值和交易量的动量策略,我们先利用时期 $t-1$ 期末的流通市值构造小市值规模和大市值规模的股票组合,然后再根据时期 $t-J$ 至时期 $t-1$ 的日平均换手率分别在小市值规模和大市值规模的股票组合构造小交易量的股票组合和大交易量的股票组合,从而形成4个股票组合,分别是小市值小交易量股票组合、小市值大交易量股票组合、大市值小交易量股票组合和大市值大交易量股票组合,最后分别在这4个股票组合中构造收益率动量策略。

上述根据市值和/或换手率将所有股票分成不同类型的股票组合实际上是根据不同的标准对股票进行分组,在这里重点讨论下分组的方法。根据市值或换手率中的某个变量对股票进行分组时,国内外在分位点的确定上存在差别,比如市值变量,国内通常的做法利用沪深两市所有A股的流通市值来确定分位点,这样的做法会导致中小板和创业板推出后,许多分组都是小市值的股票,这些分组中的股票的市值相差不大,实际上是不应该被分到不同



的分组中的；另外，在中小板或创业板推出之前本属于小市值分组的股票，由于中小板和创业板的推出，有很多的小市值股票上市，从而使它被分在中市值甚至大市值的分组中，而实际上它的市值并没有发生多大变化，应该还是属于小市值的分组。因此国内这种通常的做法比较适用于中小板推出之前的样本。而国外通常的做法是利用纽约证券交易所的股票的市值来确定所有股票的分位点，这种做法则能有效地避免国内分组方法的不足，因此本章在对市值或者换手率对股票进行分组时将根据上交所的股票来确定分组点位。

当根据市值和换手率同时对股票进行分组时，国内的处理方法通常是独立分组，如果市值与换手率的相关程度较高^①，那么独立分组的方法就无法充分利用市值和换手率的信息，同时它会导致股票在每个分组中分配不均，而联合分组的方法则既能充分利用数据信息，又能使股票在各个分组间合理分配。

因此本节的分组方法总结如下：（1）利用收益率对股票进行分组时，根据沪深两市所有的股票来确定分位点，国外利用收益率对股票进行分组时也常采用这种方法，实际上仅利用沪市来确定分位点对结论的影响微乎其微。（2）利用市值或换手率某一变量对股票进行分组时，利用沪市股票来确定分位点。（3）同时利用市值与换手率对股票进行分组时，先根据市值进行分组，然后再根据换手率进行分组，这主要是考虑到市值相对于换手率更为重要。

二、实证结果

本章将首先讨论全样本内下（1996年12月16日至2009年7月31日）的动量策略，然后将全样本分为股改前（1996年12月16日至2005年6月3日）和股改后（2005年6月6日至2009年7月31日）进行研究，最后对样本外数据（从2009年8月3日至2011年12月2日）进行验证。

（一）全样本分析

表18-5列出了全样本下沪深A股动量策略的结果，考虑了形成期和持有期分别为1、2、4、13、26、52周的所有策略，总共36组策略。从动量组合的平均收益率来看，绝大多数策略的平均收益率为负，平均收益率为正的动量组合的收益也非常小；从动量组合的t值来看，有13组策略的动量组合的平均收益率显著为负（ $t < -1.65$ ），没有平均收益率显著为正的动量组合。从这些具有显著负平均收益率的动量策略的输家组合可以看出，动量组合的显著负平均收益率主要来源于对输家组合的卖空，也就是说输家组合有显著的正平均收益率。

^① 实际上市值与换手率存在着明显的负相关，小市值的股票通常具有较高的换手率。

表 18-5

沪深 A 股所有股票的动量策略

J	K	1	2	4	13	26	52
1	输家组合	0.57	0.38	0.38	0.40	0.40	0.39
	t 值	3.17	2.14	2.18	2.35	2.32	2.34
	赢家组合	0.10	0.30	0.33	0.36	0.39	0.40
	t 值	0.63	1.83	2.01	2.15	2.33	2.41
	动量组合	-0.47	-0.08	-0.05	-0.05	-0.01	0.01
	t 值	-5.75	-1.30	-0.94	-1.39	-0.35	0.19
2	输家组合	0.40	0.32	0.39	0.42	0.40	0.40
	t 值	2.20	1.78	2.20	2.43	2.35	2.36
	赢家组合	0.27	0.38	0.33	0.34	0.38	0.39
	t 值	1.63	2.27	1.99	2.06	2.30	2.36
	动量组合	-0.13	0.06	-0.05	-0.08	-0.02	-0.01
	t 值	-1.57	0.87	-0.86	-1.97	-0.78	-0.42
4	输家组合	0.49	0.45	0.49	0.44	0.40	0.40
	t 值	2.66	2.50	2.72	2.53	2.32	2.33
	赢家组合	0.29	0.32	0.28	0.32	0.38	0.39
	t 值	1.70	1.92	1.66	1.95	2.30	2.37
	动量组合	-0.20	-0.13	-0.20	-0.12	-0.02	-0.01
	t 值	-2.16	-1.49	-2.65	-2.39	-0.69	-0.26
13	输家组合	0.54	0.48	0.46	0.38	0.32	0.34
	t 值	2.86	2.58	2.48	2.10	1.81	1.93
	赢家组合	0.25	0.28	0.26	0.30	0.36	0.35
	t 值	1.50	1.65	1.56	1.83	2.19	2.14
	动量组合	-0.29	-0.21	-0.20	-0.08	0.04	0.02
	t 值	-2.79	-2.05	-2.08	-1.05	0.64	0.33
26	输家组合	0.46	0.41	0.38	0.34	0.33	0.37
	t 值	2.40	2.15	1.99	1.84	1.81	2.06
	赢家组合	0.28	0.30	0.29	0.33	0.35	0.33
	t 值	1.66	1.80	1.76	2.03	2.16	2.01
	动量组合	-0.19	-0.11	-0.09	-0.01	0.02	-0.04
	t 值	-1.79	-1.13	-0.90	-0.11	0.32	-0.60
52	输家组合	0.45	0.41	0.41	0.39	0.39	0.40
	t 值	2.24	2.10	2.06	2.01	2.04	2.17
	赢家组合	0.34	0.36	0.35	0.34	0.35	0.35
	t 值	2.01	2.08	2.05	2.05	2.05	2.01
	动量组合	-0.10	-0.06	-0.06	-0.04	-0.04	-0.05
	t 值	-0.94	-0.56	-0.54	-0.44	-0.45	-0.63





总的来说,我国沪深A股更多的是体现出收益率反转的特征。从具有显著负平均收益率的动量组合的形成期和持有期可以看出,主要集中在4周或13周内,特别是动量策略(1-1)(即形成期为1周、持有期为1周的动量策略)的平均收益率最为显著,其t值的绝对大小高达5.75,说明短期反转现象特别明显。从投资策略的选择来说,持有策略(1-1)的输家组合其平均收益率最高,高达每周0.57%,对应的t值也最大,说明该策略也能比较稳定地获得正收益率。

表18-6列出了全样本下沪深A股不同市值规模股票的动量策略的结果,不再考虑投资期限为26周和52周的策略。比较相同策略下小市值股票和大市值股票的策略收益率,我们可以发现,小市值股票的动量组合的平均收益率是小于大市值股票的,这主要是因为小市值股票的输家组合的平均收益率是大于大市值股票的。

表 18-6 沪深 A 股不同市值规模股票的动量策略

	K	1		2		4		13	
J		小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值
1	输家组合	0.76	0.44	0.54	0.29	0.51	0.29	0.51	0.32
	t 值	3.94	2.53	2.88	1.67	2.78	1.70	2.85	1.91
	赢家组合	0.05	0.15	0.28	0.31	0.34	0.33	0.42	0.32
	t 值	0.29	0.90	1.58	1.93	1.95	1.98	2.41	1.95
	动量组合	-0.71	-0.30	-0.26	0.03	-0.17	0.04	-0.09	0.00
	t 值	-8.14	-3.23	-4.20	0.40	-3.70	0.69	-3.35	-0.08
2	输家组合	0.63	0.26	0.51	0.19	0.53	0.27	0.52	0.32
	t 值	3.27	1.47	2.72	1.12	2.89	1.58	2.89	1.87
	赢家组合	0.16	0.32	0.32	0.39	0.34	0.32	0.41	0.30
	t 值	0.92	1.98	1.83	2.38	1.94	1.95	2.36	1.86
	动量组合	-0.46	0.07	-0.18	0.20	-0.20	0.05	-0.11	-0.01
	t 值	-5.25	0.71	-2.59	2.54	-3.34	0.77	-3.30	-0.23
4	输家组合	0.72	0.32	0.63	0.31	0.64	0.36	0.54	0.35
	t 值	3.69	1.80	3.33	1.76	3.41	2.08	2.97	2.01
	赢家组合	0.17	0.35	0.26	0.37	0.27	0.30	0.38	0.30
	t 值	0.97	2.04	1.44	2.17	1.54	1.78	2.18	1.83
	动量组合	-0.54	0.03	-0.38	0.06	-0.37	-0.06	-0.17	-0.05
	t 值	-5.90	0.27	-4.60	0.62	-5.23	-0.66	-4.00	-0.73

续表

	K	1		2		4		13	
J		小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值
13	输家组合	0.75	0.34	0.68	0.31	0.62	0.31	0.49	0.27
	t 值	3.74	1.83	3.45	1.67	3.19	1.71	2.60	1.52
	0.30	赢家组合	0.14	0.34	0.21	0.33	0.24	0.30	0.35
	1.82	t 值	0.81	1.99	1.21	1.95	1.37	1.77	2.01
	0.03	动量组合	-0.61	0.01	-0.47	0.03	-0.38	-0.01	-0.14
	0.32	t 值	-6.56	0.06	-5.39	0.24	-4.77	-0.08	-2.39

从动量组合的平均收益率来看，小市值股票的动量组合的平均收益率基本都为负，大市值股票的动量组合则正负对半。从动量组合的 t 值来看，小市值股票的动量策略中超过 1 半的动量组合有显著的负平均收益率，大市值股票的动量组合中只有 1 组策略具有显著的负平均收益，也只有 1 组策略具有显著的正平均收益。这些具有显著平均收益的动量组合中，其显著负平均收益的来源也是对输家组合的卖空，显著正收益的来源则是持有赢家组合。

综上所述，小市值规模的股票表现出非常明显的反转特征，而大市值规模的股票则没有明显的动量或反转特征，或者说它仅表现出短期反转的特征。从投资策略的选择来说，小市值股票的策略（1-1）的输家组合有高达 0.76% 的平均收益率，其对应的 t 值也很大。

表 18-7 和表 18-8 分别列出了沪深 A 股小市值股票和大市值股票中不同交易量规模股票的动量策略。比较表 18-7 中相同策略下小交易量股票和大交易量股票的策略收益率，我们可以发现，小交易量股票的输家组合和赢家组合的平均收益率总是小于大交易量股票的，这主要是因为小交易量股票的交易成本较高，所以要求的收益率水平较高。动量组合平均收益率的比较则没那么明显，似乎与形成期有关，对于形成期较短和较长的动量策略来说，小交易量股票的平均收益率要大于大交易量股票的平均收益率，而其他形成期的动量策略则是小交易量股票的平均收益率要小于大交易量股票的平均收益率。





表 18-7 沪深 A 股小市值股票中不同交易量规模股票的动量策略

	K	1		2		4		13	
J		小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值
1	输家组合	0.93	0.35	0.72	0.20	0.67	0.20	0.59	0.36
	t 值	4.99	1.69	4.06	0.99	3.88	1.01	3.44	1.89
	赢家组合	0.86	-0.29	0.80	0.00	0.76	0.13	0.66	0.28
	t 值	4.98	-1.50	4.75	0.01	4.60	0.69	4.05	1.55
	动量组合	-0.07	-0.64	0.08	-0.19	0.09	-0.07	0.07	-0.08
	t 值	-0.88	-5.42	1.20	-2.29	1.79	-1.11	2.30	-2.24
2	输家组合	0.84	0.24	0.70	0.11	0.68	0.19	0.59	0.33
	t 值	4.61	1.14	4.00	0.57	3.94	0.97	3.45	1.75
	赢家组合	0.66	-0.02	0.65	0.14	0.68	0.12	0.61	0.26
	t 值	3.90	-0.08	3.94	0.75	4.13	0.67	3.80	1.43
	动量组合	-0.18	-0.25	-0.04	0.03	0.00	-0.07	0.03	-0.08
	t 值	-2.04	-2.02	-0.64	0.29	-0.05	-0.88	0.76	-1.78
4	输家组合	1.02	0.26	0.87	0.24	0.79	0.33	0.61	0.35
	t 值	5.59	1.24	4.89	1.15	4.47	1.62	3.58	1.77
	赢家组合	0.46	0.02	0.53	0.11	0.57	0.06	0.56	0.22
	t 值	2.81	0.08	3.21	0.56	3.45	0.33	3.42	1.22
	动量组合	-0.55	-0.25	-0.34	-0.13	-0.22	-0.26	-0.06	-0.13
	t 值	-6.10	-2.01	-4.29	-1.20	-3.17	-2.92	-1.27	-2.32
13	输家组合	0.93	0.43	0.82	0.38	0.71	0.36	0.58	0.30
	t 值	4.96	1.94	4.45	1.74	3.95	1.68	3.26	1.45
	赢家组合	0.27	-0.06	0.32	0.04	0.36	0.06	0.42	0.22
	t 值	1.65	-0.30	1.97	0.19	2.19	0.31	2.59	1.22
	动量组合	-0.66	-0.49	-0.50	-0.34	-0.36	-0.30	-0.15	-0.07
	t 值	-6.92	-4.02	-5.48	-2.98	-4.30	-2.83	-2.39	-0.87

从动量组合的平均收益率和 t 值来看，与表 18-6 的结果相似，即小市值规模的股票表现出非常明显的反转特征，平均收益率为负的动量组合占大多数，平均收益率显著为负的动量组合占绝大多数。从投资策略的选择来说，小交易量股票的策略（1-1）的输家组合有高达 0.93% 的平均收益率，其对应的 t 值也很大。

表 18-8 也有同表 18-7 类似的结论，即小交易量股票的输家组合和赢



家组合的平均收益率相对较高。从动量组合的平均收益率和 t 值来看，其结论与表 18-7 不同，平均收益率为正的动量组合占大多数，平均收益率显著为正的动量组合占绝大多数，其中大交易量的股票平均收益率显著为正的居多。在表 18-6 我们没有发现大市值股票具有明显的动量效应，在表 18-8 中大市值股票的动量效应则比较明显，其中小交易量股票的平均收益率显著为正的占多数。从投资策略的选择来说，也是小交易量股票的策略（1-1）的输家组合，但其收益率远远小于小市值股票中相同策略的平均收益率。

表 18-8 沪深 A 股大市值股票中不同交易量规模股票的动量策略

	K	1		2		4		13	
J		小交易量	大交易量	小交易量	大交易量	小交易量	大交易量	小交易量	大交易量
1	输家组合	0.44	0.21	0.32	0.11	0.32	0.14	0.31	0.23
	t 值	2.61	1.09	1.95	0.56	1.98	0.76	1.97	1.26
	赢家组合	0.28	0.15	0.36	0.33	0.38	0.30	0.36	0.24
	t 值	1.88	0.82	2.47	1.80	2.59	1.64	2.50	1.36
	动量组合	-0.15	-0.06	0.04	0.22	0.06	0.16	0.06	0.01
	t 值	-1.55	-0.49	0.58	2.63	1.13	2.53	1.37	0.29
2	输家组合	0.31	0.11	0.24	0.04	0.30	0.11	0.30	0.22
	t 值	1.87	0.58	1.47	0.22	1.85	0.61	1.93	1.21
	赢家组合	0.30	0.31	0.36	0.40	0.37	0.29	0.37	0.23
	t 值	2.01	1.58	2.43	2.07	2.51	1.55	2.54	1.27
	动量组合	-0.02	0.19	0.12	0.35	0.07	0.18	0.06	0.01
	t 值	-0.17	1.62	1.41	3.50	1.04	2.20	1.36	0.17
4	输家组合	0.34	0.14	0.35	0.17	0.38	0.23	0.32	0.27
	t 值	2.01	0.72	2.10	0.89	2.29	1.21	2.00	1.43
	赢家组合	0.30	0.37	0.36	0.37	0.35	0.26	0.34	0.25
	t 值	1.92	1.82	2.40	1.86	2.35	1.34	2.37	1.34
	动量组合	-0.05	0.23	0.01	0.20	-0.02	0.03	0.02	-0.02
	t 值	-0.47	1.85	0.09	1.77	-0.28	0.31	0.40	-0.30
13	输家组合	0.35	0.24	0.32	0.20	0.32	0.20	0.22	0.22
	t 值	1.99	1.18	1.86	1.00	1.88	0.99	1.32	1.13
	赢家组合	0.32	0.25	0.34	0.24	0.34	0.22	0.35	0.22
	t 值	2.16	1.23	2.33	1.22	2.27	1.09	2.40	1.14
	动量组合	-0.03	0.01	0.02	0.04	0.01	0.02	0.12	0.00
	t 值	-0.23	0.10	0.19	0.34	0.13	0.16	1.33	0.02

(二) 股改前与股改后的样本分析

表 18-9 和表 18-10 列出了股改前和股改后不同市值规模股票的动量策略，与表 18-6 的结果相比，我们发现许多相同的结论，比如不管是股改前还是股改后，小市值股票的输家组合的平均收益率是大于大市值股票的，小市值股票的动量组合的平均收益率是小于大市值股票的；小市值股票的动量组合的平均收益率基本都为负；小市值股票的动量策略中有大约 1 半的动量组合有显著的负平均收益率，其显著负平均收益的来源主要是对输家组合的卖空。与表 18-6 不同的结论是，大市值股票的动量特征在股改前的样本体现得很明显：大市值股票的动量组合的平均收益率基本为正，大市值股票的动量组合中有大约 1 半的动量组合有显著的正平均收益率，其显著的正平均收益的来源一般是卖空输家组合和持有赢家组合共同作用的结果；而股改后的样本中，大市值股票没有表现出动量特征，而表现出一定的反转特征。从投资策略的选择来看，不管是股改前还是股改后，小市值股票策略(1-1)的输家组合都是比较好的策略，具有稳定的正收益。

表 18-9 股改前沪深 A 股不同市值规模股票的动量策略

	K	1		2		4		13	
J		小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值
1	输家组合	0.37	-0.02	0.20	-0.11	0.20	-0.08	0.22	-0.01
	t 值	1.92	-0.10	1.11	-0.69	1.08	-0.49	1.22	-0.08
	赢家组合	-0.05	0.04	0.10	0.13	0.13	0.10	0.15	0.03
	t 值	-0.27	0.22	0.57	0.79	0.76	0.62	0.86	0.18
	动量组合	-0.41	0.05	-0.10	0.24	-0.06	0.18	-0.07	0.04
	t 值	-4.24	0.56	-1.46	3.32	-1.19	2.95	-1.99	0.93
2	输家组合	0.25	-0.14	0.17	-0.16	0.22	-0.09	0.23	-0.01
	t 值	1.31	-0.85	0.92	-1.00	1.17	-0.53	1.26	-0.06
	赢家组合	0.04	0.18	0.16	0.18	0.14	0.10	0.14	0.00
	t 值	0.25	1.09	0.94	1.11	0.82	0.60	0.80	0.02
	动量组合	-0.21	0.32	-0.01	0.34	-0.08	0.18	-0.09	0.01
	t 值	-2.07	3.35	-0.09	4.14	-1.09	2.46	-2.15	0.27
4	输家组合	0.28	-0.09	0.26	-0.07	0.29	-0.01	0.24	0.02
	t 值	1.45	-0.52	1.33	-0.45	1.52	-0.07	1.31	0.14
	赢家组合	0.05	0.21	0.08	0.18	0.06	0.09	0.10	0.00
	t 值	0.27	1.28	0.48	1.09	0.36	0.53	0.60	0.03
	动量组合	-0.23	0.30	-0.17	0.26	-0.23	0.10	-0.14	-0.02
	t 值	-2.26	2.94	-1.82	2.59	-2.73	1.08	-2.87	-0.32



续表

	K	1		2		4		13	
J		小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值
13	输家组合	0.36	-0.03	0.33	-0.04	0.29	-0.02	0.17	-0.09
	t 值	1.73	-0.17	1.60	-0.22	1.46	-0.13	0.87	-0.51
	赢家组合	-0.08	0.06	-0.04	0.03	-0.04	-0.02	0.04	-0.02
	t 值	-0.47	0.38	-0.21	0.16	-0.22	-0.12	0.23	-0.11
	动量组合	-0.44	0.09	-0.36	0.07	-0.33	0.00	-0.13	0.07
	t 值	-4.19	0.82	-3.63	0.59	-3.62	0.05	-1.83	0.84

表 18-10 股改后沪深 A 股不同市值规模股票的动量策略

	K	1		2		4		13	
J		小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值
1	输家组合	1.49	1.32	1.16	1.04	1.09	0.97	1.06	0.95
	t 值	3.49	3.22	2.77	2.60	2.65	2.48	2.66	2.44
	赢家组合	0.22	0.34	0.60	0.65	0.73	0.74	0.92	0.86
	t 值	0.57	0.93	1.51	1.77	1.85	1.97	2.37	2.28
	动量组合	-1.27	-0.98	-0.56	-0.39	-0.36	-0.23	-0.14	-0.09
	t 值	-7.69	-5.12	-4.81	-2.96	-4.43	-2.24	-3.28	-1.18
2	输家组合	1.36	1.03	1.16	0.88	1.15	0.94	1.10	0.94
	t 值	3.18	2.54	2.79	2.21	2.78	2.39	2.75	2.41
	赢家组合	0.40	0.60	0.64	0.80	0.74	0.77	0.94	0.89
	t 值	1.00	1.65	1.60	2.15	1.87	2.03	2.42	2.35
	动量组合	-0.96	-0.43	-0.52	-0.08	-0.41	-0.18	-0.16	-0.05
	t 值	-5.62	-2.20	-3.85	-0.48	-3.77	-1.23	-2.71	-0.48
4	输家组合	1.60	1.13	1.41	1.07	1.37	1.09	1.19	1.00
	t 值	3.71	2.77	3.34	2.63	3.30	2.74	2.94	2.53
	赢家组合	0.45	0.63	0.63	0.76	0.71	0.76	0.94	0.89
	t 值	1.11	1.62	1.56	1.95	1.77	1.91	2.38	2.32
	动量组合	-1.15	-0.51	-0.78	-0.31	-0.65	-0.34	-0.25	-0.11
	t 值	-6.50	-2.25	-4.99	-1.50	-4.92	-1.75	-3.18	-0.76
13	输家组合	1.45	1.06	1.32	0.98	1.20	0.97	1.08	0.96
	t 值	3.26	2.45	3.00	2.30	2.79	2.27	2.55	2.29
	赢家组合	0.56	0.88	0.67	0.91	0.75	0.91	0.90	0.90
	t 值	1.33	2.09	1.58	2.20	1.78	2.16	2.20	2.23
	动量组合	-0.89	-0.18	-0.65	-0.07	-0.45	-0.06	-0.17	-0.06
	t 值	-4.73	-0.63	-3.72	-0.26	-2.86	-0.23	-1.50	-0.30



从投资策略的选择来说，小市值小交易量股票的动量策略仍是一个不错的选择。那么样本外的情况如何呢？

（三）样本外投资策略的检验

我们首先讨论上述的结论是否在样本外（2009年8月3日到2011年12月2日）仍成立。表18-11列出了现阶段沪深A股不同市值规模股票的动量策略，平均收益率显著为负的动量组合主要集中在小市值股票中，其形成期或持有期为1周，特别是形成期和持有期都为1周的小市值股票的动量组合负平均收益率最为显著。可见，现阶段小市值股票的短期反转仍比较明显。从投资策略的选择来说，形成期和持有期都为1周的小市值股票的输家组合表现最好，其平均收益率高达0.69%。

表 18-11 现阶段沪深 A 股不同市值规模股票的动量策略

	K	1		2		4		13	
		小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值	小市值	大市值
1	输家组合	0.69	0.24	0.37	-0.02	0.27	-0.07	0.26	-0.05
	t 值	1.78	0.68	0.97	-0.07	0.72	-0.19	0.69	-0.16
	赢家组合	-0.37	-0.42	-0.05	-0.17	0.09	-0.13	0.19	-0.11
	t 值	-1.03	-1.24	-0.13	-0.54	0.25	-0.40	0.51	-0.35
	动量组合	-1.06	-0.65	-0.42	-0.15	-0.18	-0.06	-0.07	-0.06
	t 值	-7.40	-2.73	-4.04	-0.90	-2.21	-0.52	-1.36	-0.86
2	输家组合	0.58	0.01	0.36	-0.10	0.33	-0.06	0.34	-0.03
	t 值	1.49	0.04	0.95	-0.27	0.87	-0.17	0.91	-0.08
	赢家组合	-0.06	-0.13	0.17	0.00	0.21	-0.02	0.29	-0.01
	t 值	-0.17	-0.43	0.45	0.01	0.59	-0.06	0.78	-0.03
	动量组合	-0.64	-0.15	-0.20	0.10	-0.12	0.04	-0.05	0.02
	t 值	-4.18	-0.65	-1.52	0.51	-1.11	0.26	-0.85	0.18
4	输家组合	0.53	0.04	0.42	0.02	0.37	0.07	0.36	0.04
	t 值	1.34	0.09	1.06	0.06	0.95	0.20	0.96	0.11
	赢家组合	0.06	-0.01	0.17	0.06	0.19	-0.03	0.30	0.02
	t 值	0.17	-0.03	0.44	0.18	0.51	-0.08	0.79	0.05
	动量组合	-0.47	-0.04	-0.25	0.03	-0.17	-0.10	-0.06	-0.02
	t 值	-2.73	-0.19	-1.63	0.16	-1.32	-0.50	-0.75	-0.15
13	输家组合	0.50	0.08	0.41	0.05	0.37	0.03	0.32	-0.08
	t 值	1.22	0.22	1.02	0.15	0.95	0.08	0.83	-0.23
	赢家组合	0.15	-0.03	0.24	0.01	0.23	-0.01	0.27	0.06
	t 值	0.37	-0.07	0.59	0.02	0.57	-0.03	0.67	0.15
	动量组合	-0.35	-0.11	-0.17	-0.05	-0.14	-0.04	-0.05	0.14
	t 值	-1.88	-0.42	-0.99	-0.19	-0.89	-0.16	-0.46	0.62



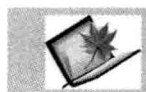


表 18-12 列出了现阶段沪深 A 股小市值股票中不同交易量规模股票的动量策略，我们发现短期仍表现出比较明显的反转效应，小市值小交易量的（1-1）策略的输家组合的表现仍不错。

表 18-12 现阶段沪深 A 股小市值股票中不同交易量规模股票的动量策略

	K	1		2		4		13	
J		小交易量	大交易量	小交易量	大交易量	小交易量	大交易量	小交易量	大交易量
1	输家组合	0.93	0.17	0.56	-0.03	0.47	-0.07	0.41	0.05
	t 值	2.56	0.39	1.61	-0.07	1.37	-0.16	1.18	0.14
	赢家组合	0.27	-0.71	0.46	-0.29	0.47	-0.12	0.42	0.04
	t 值	0.79	-1.79	1.37	-0.73	1.42	-0.31	1.24	0.11
	动量组合	-0.66	-0.88	-0.10	-0.25	0.00	-0.06	0.01	-0.01
	t 值	-4.40	-4.37	-0.99	-1.60	0.01	-0.51	0.23	-0.16
2	输家组合	0.86	0.19	0.63	-0.01	0.54	0.01	0.50	0.12
	t 值	2.40	0.42	1.78	-0.03	1.55	0.02	1.46	0.30
	赢家组合	0.19	-0.29	0.35	-0.05	0.45	-0.01	0.43	0.14
	t 值	0.59	-0.74	1.06	-0.13	1.37	-0.03	1.28	0.36
	动量组合	-0.67	-0.47	-0.28	-0.04	-0.09	-0.02	-0.08	0.02
	t 值	-4.21	-2.11	-2.16	-0.19	-0.87	-0.13	-1.13	0.23
4	输家组合	0.76	0.23	0.57	0.11	0.51	0.10	0.45	0.16
	t 值	1.99	0.54	1.55	0.27	1.43	0.23	1.27	0.40
	赢家组合	0.31	-0.03	0.39	-0.02	0.42	-0.01	0.43	0.15
	t 值	0.96	-0.08	1.20	-0.04	1.28	-0.03	1.30	0.37
	动量组合	-0.45	-0.26	-0.18	-0.13	-0.09	-0.11	-0.02	-0.01
	t 值	-2.68	-1.21	-1.26	-0.69	-0.76	-0.69	-0.20	-0.10
13	输家组合	0.55	0.32	0.46	0.25	0.43	0.23	0.37	0.21
	t 值	1.43	0.73	1.19	0.57	1.14	0.52	1.00	0.49
	赢家组合	0.31	-0.03	0.35	0.05	0.38	0.05	0.41	0.12
	t 值	0.90	-0.06	1.02	0.11	1.12	0.12	1.17	0.28
	动量组合	-0.25	-0.35	-0.11	-0.20	-0.05	-0.17	0.04	-0.08
	t 值	-1.28	-1.54	-0.59	-0.94	-0.29	-0.91	0.32	-0.60

通过上述分析，我们确定了小市值股票或者小市值小交易量股票的短期反转效应仍然存在，其中策略（1-1）的输家组合都有比较好的平均收益率，那么利用该现象我们可以构造投资策略来盈利。在上述的分析中，我们



设定的分组比例分别是：市值 30%，交易量 30%，收益率 20%。通过优化这些分组比例，我们是否能得到更高的收益呢？那么接下来我们将首先分析策略（1-1）的小市值股票的累积收益率与市值分组比例和收益率分组比例的关系，然后再分析小市值小交易量股票的累积收益率与市值分组比例、交易量分组和收益率分组比例的关系。

表 18-13 列出了小市值股票的动量策略赢家组合的收益率情况，其中交易成本设为 0.5%。在考虑了交易成本之后，有超过 1 半的策略的累积收益率大于 0，其中市值分组比例为 0.1，收益率分组为 0.2 的策略的累积收益率最高。比较不同收益率分组比例的策略，我们发现收益率分组比例为 0.05 的策略的收益率要明显低于其他策略，而收益率分组比例为 0.2 的策略的收益率最高，但与收益率分组比例为 0.1 或 0.3 的策略的收益率差距不是很大。市值分组比例似乎对策略的收益率影响不大。

表 18-13

小市值股票收益率动量策略

市值分组比例	收益率分组比例	平均持有股票数	平均收益率	t 值	累积收益率	考虑交易成本的累积收益率
0.05	0.05	17.73	0.46	1.11	52.71	-15.77
0.05	0.1	35.46	0.65	1.61	93.10	6.64
0.05	0.2	71.02	0.73	1.81	111.35	16.77
0.05	0.3	106.47	0.70	1.75	104.31	12.86
0.1	0.05	24.63	0.45	1.11	52.53	-15.87
0.1	0.1	49.33	0.65	1.64	93.23	6.71
0.1	0.2	98.69	0.73	1.86	112.82	17.59
0.1	0.3	147.96	0.67	1.72	98.82	9.82
0.2	0.05	35.37	0.57	1.40	74.75	-3.54
0.2	0.1	70.81	0.67	1.72	99.23	10.05
0.2	0.2	141.61	0.72	1.86	111.35	16.77
0.2	0.3	212.43	0.71	1.82	107.83	14.82
0.3	0.05	44.82	0.55	1.38	72.49	-4.80
0.3	0.1	89.69	0.59	1.50	80.45	-0.38
0.3	0.2	179.50	0.69	1.78	103.83	12.60
0.3	0.3	269.24	0.66	1.71	97.34	9.00

表 18-14 列出了小市值小交易量股票的动量策略赢家组合的收益率情况，其中交易成本也设为 0.5%。在考虑了交易成本之后，所有策略的累积

收益率均大于0，其中市值分组比例为0.2，交易量分组比例为0.4，收益率分组为0.1的策略的累积收益率最高。该策略的平均持有股票数为23只，在考虑了0.5%的交易成本后，其累积收益率仍然高达75.31%，而这一时期的上证指数的收益率为-31.82%。

表 18-14 小市值小交易量股票收益率动量策略

市值 分组比例	交易量 分组比例	收益率 分组比例	平均持有 股票数	平均 收益率	t 值	累积 收益率	考虑交易成本 的累积收益率
0.2	0.2	0.1	11.00	0.97	2.63	185.75	58.13
0.2	0.2	0.2	22.00	0.87	2.43	157.62	42.49
0.2	0.2	0.3	33.03	0.90	2.52	165.26	46.74
0.2	0.3	0.1	16.86	0.96	2.56	182.38	56.25
0.2	0.3	0.2	33.88	0.99	2.73	193.74	62.57
0.2	0.3	0.3	50.74	0.94	2.58	177.20	53.37
0.2	0.4	0.1	23.25	1.06	2.81	216.65	75.31
0.2	0.4	0.2	46.65	1.04	2.82	210.00	71.62
0.2	0.4	0.3	69.90	0.94	2.56	176.62	53.05
0.3	0.2	0.1	14.98	0.94	2.48	176.66	53.07
0.3	0.2	0.2	30.08	0.89	2.42	161.35	44.56
0.3	0.2	0.3	45.11	0.88	2.40	157.40	42.36
0.3	0.3	0.1	22.81	0.94	2.52	175.76	52.57
0.3	0.3	0.2	45.73	0.93	2.56	174.25	51.73
0.3	0.3	0.3	68.58	0.87	2.39	155.14	41.11
0.3	0.4	0.1	30.89	0.95	2.51	178.14	53.89
0.3	0.4	0.2	61.91	0.95	2.57	180.02	54.94
0.3	0.4	0.3	92.83	0.87	2.38	156.47	41.85
0.4	0.2	0.1	18.54	0.96	2.55	182.34	56.23
0.4	0.2	0.2	37.19	0.88	2.41	159.25	43.39
0.4	0.2	0.3	55.71	0.88	2.42	157.94	42.67
0.4	0.3	0.1	28.20	0.90	2.42	163.54	45.77
0.4	0.3	0.2	56.45	0.87	2.39	156.53	41.88
0.4	0.3	0.3	84.63	0.83	2.29	144.19	35.03
0.4	0.4	0.1	37.93	0.92	2.42	167.85	48.17
0.4	0.4	0.2	75.98	0.90	2.42	163.23	45.60
0.4	0.4	0.3	113.82	0.83	2.26	144.23	35.04



三、结论

我们在本节发现：在全样本下，沪深 A 股更多的是体现出收益率反转的特征，其中短期反转现象特别明显；在利用市值规模对沪深 A 股进行分组后，小市值规模的股票表现出明显的反转特征，而大市值规模的股票则没那么明显，仅表现出短期反转特征；在同时利用市值规模和交易量规模对沪深 A 股进行分组后，小市值股票表现出明显的反转特征，大市值股票则表现出明显的动量特征。将样本分为股改前和股改后，则小市值股票在股改前和股改后仍然表现出明显的反转特征，而大市值股票在股改前有明显的动量特征，而股改后则是明显的反转特征。在现阶段的样本外数据下，小市值股票仍然具有明显的短期反转特征，利用该特点，我们利用市值和交易量构造了收益率动量策略，发现在 2009 年 8 月 3 日到 2011 年 12 月 2 日，其累积收益率仍然高达 75.31%，而这一时期的上证指数的收益率为 -31.82%。





第十九章

因子模型的投资策略分析

第一节 引言

基于因子模型的投资策略一直以来是成熟资本市场上的主流投资策略，在前几章中，我们对几个关键因子（公司 β 值、公司规模、账面市值比、市场杠杆、财务杠杆、收入价格比、销售价格比）进行了分析，结果发现，公司规模因子是一个显著而又稳健的预测变量，账面市值比因子（市净率的倒数，价值因子）和收入价格比因子（市盈率的倒数，估值因子）也含有预测股票收益率的独特信息。在本章中，我们将动量因子引入到上述因子模型，构建一个基于规模、价值（估值）和动量的因子模型，并基于因子模型来构造投资策略。我们之所以考虑动量因子是因为，在上一章中我们发现中国 A 股市场表现出比较明显的反转现象，利用该特征来优化我们的投资策略，可能可以获得更高的投资收益。

第二节 分析方法

本章所有的数据均来源为 CSMAR 数据库，收益率数据的频率为月度。

因子模型中我们考虑公司规模（公司流通市值的自然对数）、账面市值比因子（负的市净率自然对数）、收入价格比因子、销售价格比因子（市销率的倒数）和净现金流量价格比因子（市现率的倒数）和动量因子（上一



个月的股票收益率)。由于上市公司年报几乎都会在第二年的4月底之前公布,那么我们以第 $t-1$ 年年底的上述变量(公司规模变量除外)作为预测变量,来预测第 t 年5月份到第 $t+1$ 年4月份的股票收益率,公司规模采用第 t 年4月底的数值。由于计算净现金流量价格比需要的数据——经营活动产生的现金流量净额在1998年之前的年报中并未公布,因此我们所研究的样本中年报的数据从1998年至2010年,而股票收益率的数据从1999年5月份到2011年12月份。研究方法为FM的回归分析。

第三节 实证结果

一、统计性描述

由于市值规模是一个显著而又稳健的因子,我们根据市值规模将所有股票分为小市值股票和大市值股票,从1999年至2011年,我们每年根据所有股票4月底的流通市值对股票进行划分,分位点为上交所股票流通市值的中位数。比如在2009年4月底,上交所所有股票的流通市值的中位数为22.45亿元,那么我们在预测中国A股市场2009年5月至2010年4月所有股票的收益率时,将2009年4月底流通市值小于等于22.45亿元的股票划归为小市值规模股票,而2009年4月底流通市值大于22.45亿元的股票划归为大市值规模股票;在分析2010年5月至2011年4月所有股票的收益率时,我们则根据2010年4月底股票的流通市值对股票进行重新划分。

表19-1和表19-2列出了所有股票、小市值规模组合的股票、大市值规模组合的股票的平均收益率(包括流通市值加权的平均收益率和普通平均收益率)的时间序列均值和时间序列标准差和截面标准差的时间序列平均,还包括每个组合的平均股票数和总市值占整个市场的比例。

从表中可以看出,小市值规模组合的股票数大于大市值规模组合的股票数,占到整个市场股票数的55%,而总市值仅占整个市场的21%,到2009年后,这种小市值规模组合的股票数多而总市值占比少的特征更为明显(见表19-2),小市值规模组合的股票数量占到整个市场的63%,而总规模仅占18%,这主要是因为中小板和创业板的相继推出所致。随着中国股票市场的这种发展趋势,上述现象将越来越明显。



由于小市值规模组合的股票数多于大市值规模组合的股票数，小市值规模组合的普通平均收益率更多地影响着整个市场股票的普通平均收益率，由于它的普通平均收益率高达每月 1.73%，大于大市值规模组合的每月 1.27% 的普通平均收益率，从而将整个市场股票的普通平均收益率提高至 1.53% 每月。小市值规模组合的普通平均收益率的波动也最大，从而也加大了这个市场股票普通平均收益率的波动。上述现象在近三年的数据中表现得更为明显。

与此相反，由于大市值规模组合的总市值远远大于小市值规模组合的总市值，整个市场流通市值加权的平均收益率中，大市值规模组合的流通市值加权的平均收益率起着决定作用，因此整个市场的流通流通市值加权的平均收益率的时间序列的平均值和标准差（1.21% 和 9.48%）与大市值规模组合的流通流通市值加权的平均收益率的时间序列的平均值和标准差（1.12% 和 9.4%）接近。

另外，小市值规模组合的股票收益率的截面标准差也大于大市值规模组合的股票收益率的截面标准差，说明小市值规模股票的收益率各自的差异性更大。

表 19-1

股票收益率的描述统计

	公司数	市值占比	流通市值加权的平均收益率		普通平均收益率		截面标准差
			均值	标准差	均值	标准差	
全部股票	1243	100	1.21	9.48	1.53	10.15	9.89
小市值规模股票	685	21.45	1.64	10.53	1.73	10.62	9.94
大市值规模股票	558	78.55	1.12	9.4	1.27	9.86	9.48

表 19-2

近三年股票收益率的描述统计

	公司数	市值占比	流通市值加权的平均收益率		普通平均收益率		截面标准差
			均值	标准差	均值	标准差	
全部股票	1641	100	0.57	8	1.04	8.48	9.73
小市值规模股票	1033	18.51	1.21	8.62	1.37	8.57	9.9
大市值规模股票	609	81.49	0.43	7.99	0.54	8.44	9.26

表 19-3 列出了整个市场、小市值规模组合、大市值规模组合的股票的预测变量的年度等权平均的时间序列均值与标准差。其中 MC 表示规模因子；B/M 表示价值因子；Neg E 为虚拟变量，当盈利小于等于 0 时为 1，盈利大于 0 时为 0；Pos E/P 在盈利小于等于 0 时为 0，在盈利大于 0 时就等于



E/P, 即收入价格比; S/P 为销售价格比; Neg CF 为虚拟变量, 当净现金流量小于等于 0 时为 1, 净现金流量大于 0 时为 0; Pos CF/P 在净现金流量小于等于 0 时为 0, 在净现金流量大于 0 时就等于 CF/P, 即净现金流量价格比; E/P、S/P、CF/P 都属于估值因子。股票的动量因子为股票上一个月的收益率, 其统计描述与表 19-1 的几乎相同, 在此不再赘述。

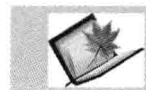
从预测变量的均值来看, 小市值规模组合的股票的平均账面市值比更低, 其盈利为负的比例更大, 收入价格比更低, 销售价格比更低, 净现金流量为负的比例更高和净现金流量价格比更低。也就是说小市值规模组合的股票的估值水平 (包括市净率、市盈率、市销率和市现率) 更高。

表 19-3 预测变量的描述统计

	MC	B/M	Neg E	Pos E/P	S/P	Neg CF	Pos CF/P
预测变量的等权平均的时间序列均值							
全部股票	2.473	-1.2247	0.098	0.0251	0.5662	0.2275	0.0494
小市值规模股票	1.8892	-1.2933	0.1439	0.0183	0.5091	0.2663	0.0397
大市值规模股票	3.1867	-1.1466	0.0465	0.0331	0.6358	0.1821	0.0606
预测变量的等权平均的时间序列标准差							
全部股票	0.818	0.593	0.2927	0.0216	0.692	0.4151	0.0649
小市值规模股票	0.4169	0.613	0.3451	0.016	0.6384	0.4388	0.055
大市值规模股票	0.5974	0.5555	0.2042	0.0244	0.7203	0.3797	0.0726

上述对表 19-1 的分析中, 我们发现, 小市值规模组合的股票具有更高的收益率, 那么根据其他预测变量来构造投资组合, 我们是否也能获得额外的收益呢? 为了讨论这个问题, 我们必须把股票的收益率中归结于市值因素的收益率给剔除掉, 再来分析其他预测变量的预测能力。为此我们采用上述市值分组的方法, 将股票按市值规模划分成 10 个组合, 计算这 10 个组合的流通市值加权的平均收益率, 然后将股票收益率减去它所在组合的平均收益率, 由此得到了剔除市值因素的股票收益率, 对这个收益率进行分析, 就能判断出其他预测变量是否有额外的预测股票收益率的能力。

表 19-4 列出了按价值因子分组的投资组合的平均收益率。从表中的均值可以看出, 不管是市场组合还是不同市值规模组合, 不管是流通市值加权的平均收益率还是普通平均收益率, 按价值因子分组的投资组合的平均收益率随着价值因子的增加而增加, 但从 t 值来看, 这种随着价值因子单调递增



的平均收益率的显著性并不够，价值因子最高的组合 High，它们的 t 值对应的 p 值均超过 5%。这说明价值因子的预测能力可能比较有限，在回归分析中该因子可能会不显著，从而利用该因子来构造投资组合会遇到比较大的风险。

表 19-4 按价值因子分组的投资组合的平均收益率

	流通市值加权的平均收益率					
	市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
	均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Low	-0.45	-1.52	-0.26	-2.1	-0.18	-0.87
2	-0.17	-1.2	-0.04	-0.51	-0.13	-1.34
3	0.05	0.43	0.08	1.13	-0.04	-0.46
4	0.15	1.2	0.1	1.35	0.05	0.54
High	0.42	1.47	0.12	1.12	0.3	1.51
High - Low	0.87	1.56	0.38	1.85	0.49	1.24

	普通平均收益率					
	市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
	均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Low	-0.19	-1.47	-0.21	-1.71	-0.2	-0.98
2	-0.07	-1.06	-0.03	-0.43	-0.12	-1.13
3	0.05	0.82	0.08	1.1	-0.01	-0.14
4	0.1	1.46	0.12	1.51	0.06	0.66
High	0.18	1.27	0.16	1.17	0.17	1.01
High - Low	0.37	1.44	0.36	1.66	0.37	1.04

表 19-5 列出了按收入价格比分组的投资组合的平均收益率。从表中的均值可以看出，在收入为负的股票组合的平均收益率并不是最低的，在收入为正的情况下，市场组合和大市值规模组合中按收入价格比分组的投资组合的平均收益率都是随着收入价格比的增加而增加，而小市值规模组合中则没有这种规律，这说明用市盈率很难判断小市值规模股票的未来收益。从 t 值来看，在大市值规模组合的股票中，收入价格比相对于账面市值比来说，更具有预测能力。

表 19-5 按收入价格比分组的投资组合的平均收益率

		流通市值加权的平均收益率					
		市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
		均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Negative	Low	0.02	0.15	0.02	0.15	0	0.11
	High	-0.06	-0.58	-0.03	-0.41	-0.02	-0.69
	Low	-0.4	-1.97	-0.2	-1.74	-0.2	-1.72
Positive	2	-0.12	-0.83	0.02	0.15	-0.14	-1.51
	3	-0.04	-0.27	0.01	0.09	-0.05	-0.5
	4	0.14	0.75	0.14	1.41	-0.01	-0.06
	High	0.47	1.87	0.05	0.68	0.42	2.11
Positive High - Negative Low		0.87	0.44	1.39	0.03	0.19	0.41
		普通平均收益率					
		市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
		均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Negative	Low	-0.03	-0.09	-0.01	-0.03	-0.14	-0.4
	High	-0.2	-0.86	-0.16	-0.65	-0.43	-1.25
	Low	-0.16	-1.48	-0.12	-1.21	-0.25	-1.32
Positive	2	-0.07	-0.82	0	-0.03	-0.16	-1.23
	3	-0.03	-0.39	-0.03	-0.29	-0.04	-0.37
	4	0.1	1.02	0.24	1.66	0.02	0.17
	High	0.25	1.94	0.19	1.02	0.29	2.17
Positive High - Negative Low		0.37	0.28	0.75	0.2	0.45	0.43

表 19-6 列出了按销售价格比分组的投资组合的平均收益率。按销售价格比分组的投资组合的平均收益率与其销售价格比存在着明显的单调递增的关系，而且对于最高的销售价格比组合来说，其平均收益率也是相当显著的，因此相对于账面市值比和收入价格比而言，销售价格比的预测能力更强。



表 19-6 按销售价格比分组的投资组合的平均收益率

	流通市值加权的平均收益率					
	市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
	均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Low	-0.68	-3.51	-0.3	-3.04	-0.39	-3.18
2	-0.11	-1	-0.07	-0.93	-0.05	-0.57
3	0.1	0.91	0.08	1.13	0.03	0.33
4	0.16	1.29	0.04	0.58	0.12	1.28
High	0.54	2.94	0.24	3.35	0.29	2.15
High - Low	1.22	3.54	0.54	3.65	0.68	2.9
	普通平均收益率					
	市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
	均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Low	-0.3	-3.5	-0.25	-2.86	-0.35	-2.99
2	-0.05	-0.79	-0.07	-0.91	-0.03	-0.37
3	0.07	1.14	0.1	1.33	0.03	0.3
4	0.09	1.46	0.06	0.86	0.13	1.38
High	0.27	3.08	0.29	3.2	0.24	2.23
High - Low	0.57	3.61	0.54	3.52	0.59	2.89

表 19-7 列出了按净现金流量价格比分组的投资组合的平均收益率，与销售价格比的结论类似，这也说明净现金流量价格比的预测能力强于账面市值比和收入价格比。

表 19-7 按净现金流量价格比分组的投资组合的平均收益率

		流通市值加权的平均收益率					
		市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
		均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Negative	Low	-0.06	-0.4	-0.02	-0.24	-0.04	-0.46
	High	-0.2	-1.97	-0.18	-2.63	-0.02	-0.34
	Low	-0.38	-3.29	-0.18	-2.8	-0.2	-2.39
Positive	2	-0.04	-0.29	-0.02	-0.2	-0.03	-0.31
	3	-0.04	-0.35	0.07	1.05	-0.11	-1.32
	4	0.21	1.97	0.13	2.01	0.09	1.15
	High	0.51	3.02	0.2	3.48	0.32	2.34
Positive High - Negative Low		0.87	0.58	2.42	0.22	2.02	0.36

续表

		普通平均收益率					
		市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
		均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Negative	Low	0.02	0.09	0.06	0.36	-0.04	-0.21
	High	-0.21	-2.26	-0.24	-2.51	-0.15	-0.95
	Low	-0.22	-3.24	-0.18	-2.76	-0.29	-2.13
Positive	2	-0.04	-0.39	-0.03	-0.26	-0.04	-0.32
	3	0	-0.01	0.1	1.12	-0.1	-1.05
	4	0.17	2.35	0.21	2.18	0.12	1.3
	High	0.32	3.19	0.34	2.97	0.32	2.62
Positive High - Negative Low		0.37	0.31	1.58	0.28	1.29	0.36

表 19-8 列出了按动量因子分组的投资组合的平均收益率。表中我们发现存在着明显的反转特征，上个月收益率高的股票在本月的收益率低，上个月收益率低的股票在本月的收益率高，而且收益率最高和最低的组的平均收益率也非常显著，这说明动量因子具有最强的预测能力。

表 19-8 按动量因子分组的投资组合的平均收益率

	流通市值加权的平均收益率					
	市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
	均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Low	1.05	3.33	0.66	3.77	0.39	2.22
2	0.82	4.72	0.57	5.88	0.25	2.35
3	0.25	2.02	0.18	2.06	0.07	0.91
4	-0.44	-2.52	-0.28	-2.55	-0.16	-1.49
High	-1.67	-4.72	-1.13	-6.47	-0.54	-2.57
High - Low	-2.72	-4.37	-1.79	-5.64	-0.93	-2.62

	普通平均收益率					
	市场组合		小市值规模组合		大市值规模组合	
	均值	t 值	均值	t 值	均值	t 值
Low	0.58	3.64	0.75	3.64	0.51	2.81
2	0.43	4.89	0.57	5.63	0.29	2.51
3	0.15	2.35	0.17	2.01	0.12	1.37
4	-0.23	-2.66	-0.3	-2.64	-0.2	-1.88
High	-0.84	-4.91	-1.14	-6.26	-0.52	-2.66
High - Low	-1.42	-4.62	-1.89	-5.43	-1.03	-2.96



从上述的单因素分析中，我们发现动量因子具有最强的预测能力，其次是销售价格比和净现金流量价格比，最后才是账面市值比和收入价格比。那么我们进行多因素的比较，这种结论是否仍然成立呢？在接下来的分析中，我们将采用回归分析的方法来判断，这些因子是否具有独特的预测股票收益率的信息。

二、回归分析

表 19-9 列出了股票收益率对规模因子、价值因子、收入价格比、销售价格比、净现金流量价格比和动量因子的 FM 回归结果。从估计值的正负方向来看，与美国的股票市场的结论是一致的。但从显著性来看，价值因子的显著性最弱，其次是收入价格比因子。销售价格比和净现金流量价格比具有一定的显著性，而动量因子的显著性最强，这与之前单因素分析的结论是一致的。为了进一步优化模型，我们将价值因子删除。

表 19-9

模型 1

	整个市场		小市值规模股票		大市值规模股票		小市值—大市值	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
MC	-0.44	-2.82	-0.68	-3.05	-0.22	-1.37	-0.46	-2.15
B/M	0.13	0.86	0.1	0.92	0.23	1.05	-0.13	-0.75
Neg E	0.06	0.24	0.09	0.34	-0.16	-0.6	0.25	1.18
Pos E/P	5.59	1.38	6.15	1.1	5.37	1.31	0.78	0.17
S/P	0.14	1.76	0.19	1.83	0.15	1.53	0.05	0.4
Neg CF	0	-0.01	-0.03	-0.27	0.01	0.08	-0.05	-0.29
Pos CF/P	1.98	2.88	2	1.99	1.57	1.85	0.43	0.35
Mom	-0.05	-4.45	-0.07	-5.86	-0.03	-2.53	-0.04	-4.63
_ Cons	2.45	2.38	2.8	2.74	1.79	1.63	1.02	1.98
R ²	0.08		0.07		0.09			

表 19-10 列出了股票收益率对除价值因子之外的其他因子进行 FM 回归的结果。销售价格比和净现金流量价格比的显著性得到了一定的提高，而收入价格比的显著性仍然不足，我们进一步删除收入价格比因子。





表 19-10

模型 2

	整个市场		小市值规模股票		大市值规模股票		小市值—大市值	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
MC	-0.43	-2.7	-0.63	-2.69	-0.26	-1.5	-0.37	-1.58
Neg E	0.02	0.07	0.06	0.23	-0.19	-0.66	0.25	1.11
Pos E/P	6.17	1.51	6.64	1.2	6.24	1.47	0.41	0.09
S/P	0.19	2.23	0.23	2.02	0.21	2.11	0.02	0.13
Neg CF	0	-0.01	-0.03	-0.3	0.03	0.16	-0.07	-0.4
Pos CF/P	2.06	2.64	1.99	1.79	1.86	1.94	0.13	0.1
Mom	-0.05	-4.32	-0.07	-5.78	-0.03	-2.34	-0.04	-4.57
_ Cons	2.27	2.28	2.58	2.57	1.63	1.53	0.95	1.9
R ²	0.08		0.07		0.08			

表 19-11 列出了进一步删除收入价格比的模型，从估计值的大小方向和显著性水平来看，该模型已比较合理。值得一提的是，在表 19-9 至表 19-11 的各个模型中，规模因子在小市值规模股票中具有（绝对值）较大的估计值和比较好的显著性，而对于大市值规模的股票，其估计值（绝对值）较小，而且显著性也不够。

表 19-11

模型 3

	整个市场		小市值规模股票		大市值规模股票		小市值—大市值	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
MC	-0.39	-2.08	-0.63	-2.35	-0.21	-1.12	-0.42	-1.77
S/P	0.24	2.74	0.3	2.64	0.24	2.26	0.06	0.53
Neg CF	0	-0.01	-0.04	-0.27	0.02	0.08	-0.05	-0.31
Pos CF/P	2.64	2.89	2.57	2.24	2.73	2.48	-0.16	-0.13
Mom	-0.05	-4.05	-0.07	-5.37	-0.03	-2.15	-0.04	-4.44
_ Cons	2.26	2.23	2.61	2.57	1.6	1.49	1.01	1.93
R ²	0.06		0.05		0.06			

综合上述的回归分析，我们最终的模型指出，规模因子、销售价格比、净现金流量价格比和动量因子是比较成功的能预测股票收益率的因子，而价值因子和收入价格比因子则不具有独特的预测股票收益率的信息。



三、投资策略

根据上述的分析，我们在这里来构造投资组合。一种构造投资组合的方法是统计性描述中使用的分组的方法，即先对市值进行分组，选取出小市值规模的股票，然后根据其他某一个预测变量再进行分组，比如对动量因子进行分组，选取其中动量因子（上一月收益率）最低的股票，将这些股票构成一个投资组合。正如统计性描述中分析的，这样的组合有显著而稳定的正收益率。这种方法类似上一章的方法，因此所构造的投资组合的收益率与之前的研究是一致的。但这种方法无法对太多的变量进行操作，因为随着变量的增多，最后构造的投资组合的股票数量会非常少，我们无法保证这种投资组合会有比较稳定的正收益率。

另一种构造投资组合的方法是利用回归分析中的模型，计算出模型中每个股票的预期收益率，然后选取股票预期收益率最高的组合。这里的关键点是如何确定模型中的回归系数，我们尝试采用移动窗口的方法，利用最近1年的数据来估计系数，即对于第 j 个月的预期收益率，我们采用其第 $j-12$ 个月至第 $j-1$ 个月的数据来估计系数。表19-12列出了基于回归模型的投资组合的平均收益率。从表中预期收益率最高的组合来看，不管是流通市值加权的平均收益率还是普通平均收益率都有着比较显著的正收益率。从对冲组合来看，则有着更为显著的正收益率。

表 19-12 按预期收益率排序的分组的投资组合的平均收益率

	2004年5月至2011年12月			
	流通市值加权的平均收益率	t 值	普通平均收益率	t 值
Low	2.64	1.1	1.27	1.07
2	3.45	1.47	1.79	1.52
3	3.61	1.57	1.95	1.64
4	4.43	1.87	2.31	1.91
High	5.33	2.11	2.77	2.21
High - Low	2.69	3.45	1.51	4.14

第四节 结 论

本研究在之前 FF 因子模型和动量模型的研究的基础上，研究了规模、价值、估值、动量因子模型及其在中国 A 股市场的应用，发现除了规模因子外，动量因子是非常显著而稳健的预测因子，其次是销售价格比和净现金流量价格比因子，而价值因子和收入价格比因子的预测能力则不强。根据因子模型进行策略投资，我们也发现其有着比较显著的正收益率。





第二十章

因子模型的扩展及应用

本章进一步深入探讨了因子模型，扩展了更多的动量指标，引入了历史的成交量指标、公司能力指标和行业虚拟变量。在利用这样的因子模型在进行投资决策时，能同时捕捉股票市场上的收益率动量、行业动量和风格动量的收益率。本章的内容可以分为两大部分，第1部分主要是探讨各因子的样本内解释能力，第2部分则是探讨因子的样本外预测能力以及策略。

第一节

多因子模型的样本内解释能力

目前学术界仍关注着因子模型在全球市场的应用，Fama 和 French (2010) 考察了规模因子、价值因子和动量因子在北美、欧洲、日本、亚太市场的应用，发现上述4个地区均存在价值溢价的现象，除了日本市场，其他3个市场都有很强的动量效应，同时还发现，除了日本市场，其他市场的小规模公司具有更高的价值溢价和更强的动量效应，而日本市场则没有发现动量效应的迹象。在之前对因子研究的报告中，我们也讨论了规模因子、价值因子和动量因子在中国A股市场的应用，发现了类似的规律，比如：小市值公司具有很明显的规模效应，而大市值公司却没有；小市值公司具有更高的价值溢价。不同之处在于：能预测股票收益率的价值因子不是账面市值比，而是销售价格比（S/P）和净现金流量价格比（CF/P）；中国A股市场具有明显的反转效应，而且小规模公司的反转效应更为强烈。

本章将在上述研究基础上进一步深入探讨因子模型，扩展主要体现在如下几个方面：（1）考虑了更多的动量指标，包括最近1、2、3、6、12、24个月的历史收益率；（2）引入了历史的成交量指标；（3）引入了盈利能力、成长能力等因子；（4）引入了行业虚拟变量。



本章的预测因子包括:

- 规模因子, 包括总资产的对数、上个月月底总市值的对数和 A 股流通市值的对数。
- 技术因子, 包括成交量指标和动量指标, 分别为最近 1、2、3、6、12、24 个月的历史日均换手率和历史累计超额收益率。
- 估值类因子, 包括 E/P、B/P、S/P、CF/P, 它们分别为市盈率、市净率、市销率和市现率的倒数。
- 盈利能力因子, 包括 ROA、ROE、销售净利率和经营利润率, 其中销售净利率为净利润除以营业收入, 经营利润率为营业利润除以营业收入。
- 成长能力因子, 包括总资产、净资产、固定资产、净利润、营业利润、营业收入和营业外收入的增长率。
- 营运能力因子, 包括存货、应收账款、固定资产、净资产、总资产的周转率, 其中存货周转率为营业成本 / $[(\text{期初存货净额} + \text{期末存货净额}) / 2]$, 应收账款周转率为营业收入 / $[(\text{期初应收账款净额} + \text{期末应收账款净额}) / 2]$, 固定资产、净资产、总资产的周转率则为营业总收入 / $[(\text{期初净额} + \text{期末净额}) / 2]$ 。
- 偿债能力因子, 包括流动比率、速动比率和超速动比率, 其中流动比率为流动资产 / 流动负债, 速动比率为 $(\text{流动资产} - \text{存货净额}) / \text{流动负债}$, 超速动比率为 $(\text{货币资金} + \text{交易性金融资产或短期投资净额} + \text{应收票据} + \text{应收账款} + \text{其他应收款}) / \text{流动负债}$ 。

一、样本内检验的分析方法

本章所有的数据均来源为 CSMAR 数据库, 收益率数据的频率为月度, 财务数据来自 CSMAR 中国上市公司财务报表数据库中资产负债表、利润表和现金流量表的年报。由于上市公司年报几乎都会在第二年的 4 月底之前公布, 那么我们以第 $t-1$ 年年底的财务数据来预测第 t 年 5 月份到第 $t+1$ 年 4 月份的股票收益率, 而规模因子、技术因子和估值类因子这些需要利用 CSMAR 中国股票市场交易数据计算的, 其数据采用最新 (上个月月底交易日) 的交易数据。股票收益率的样本空间为 1999 年 5 月至 2012 年 3 月, 并进一步把整个时间样本划分为 1999 年 5 月至 2005 年 4 月的股改前样本和 2005 年 5 月至 2012 年 3 月的股改后样本。研究方法为 FM 的回归分析。

为了保证上述因子模型可用于实际的投资操作, 我们将上个月月底交易日停牌和涨停的股票收益率数据剔除, 另外, 由于在计算成长能力指标和某些盈利能力指标时需要利用 2 个年度的财务数据, 以及技术指标用到最近 2

年的数据，我们将股票上市后的前 25 个月的收益率数据剔除。

二、样本内解释的实证结果

我们首先考虑因子模型中仅包含规模因子（不包含总资产指标）和技术因子的模型（模型 1）。表 20-1 列出了模型 1 的回归结果。规模因子中，对数 A 股流通市值指标更具有预测性，与对数总市值指标相比，其在全样本和各个子样本的估计值方向相同，差别不大，而且在全样本和股改后样本中都很显著。这也说明股改后，该指标的拟合能力增强。

表 20-1 模型 1：仅含规模指标和技术指标的因子模型

预测变量	全样本		股改前		股改后	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
对数 A 股流通市值	-0.48%	-2.68	-0.40%	-1.15	-0.53%	-2.76
对数总市值	0.03%	0.21	0.09%	0.37	-0.01%	-0.06
股价	-0.01%	-0.42	-0.04%	-1.06	0.01%	0.61
最近 1 个月内日均换手率	-69.67%	-7.39	-61.53%	-3.36	-74.81%	-7.38
最近 2 个月内日均换手率	37.86%	2.26	47.46%	1.32	31.79%	2.11
最近 3 个月内日均换手率	-36.26%	-2.18	-58.48%	-1.70	-22.23%	-1.38
最近半年内日均换手率	-1.21%	-0.08	-18.39%	-0.60	9.65%	0.71
最近 1 年内日均换手率	15.04%	1.26	27.68%	1.11	7.06%	0.62
最近 2 年内日均换手率	-6.08%	-0.59	-10.12%	-0.49	-3.52%	-0.33
最近 1 个月内累计超额收益率	-1.81%	-2.19	-1.74%	-1.27	-1.85%	-1.79
最近 2 个月内累计超额收益率	-1.71%	-2.35	-2.20%	-1.78	-1.40%	-1.56
最近 3 个月内累计超额收益率	-0.26%	-0.51	-0.01%	-0.02	-0.42%	-0.63
最近半年内累计超额收益率	0.55%	1.32	1.13%	1.38	0.18%	0.42
最近 1 年内累计超额收益率	0.70%	2.60	1.36%	2.84	0.29%	0.92
最近 2 年内累计超额收益率	-0.05%	-0.37	-0.13%	-0.55	0.00%	-0.03
农、林、牧、渔业	-0.12%	-0.43	-0.70%	-2.51	0.24%	0.55
采掘业	1.03%	2.70	0.15%	0.38	1.59%	2.81
食品、饮料	0.16%	0.76	-0.03%	-0.12	0.28%	0.96
纺织、服装、皮毛	-0.22%	-1.13	0.02%	0.08	-0.38%	-1.39
木材、家具	-0.59%	-1.53	-0.45%	-1.09	-0.68%	-1.19
造纸、印刷	-0.61%	-2.62	-0.49%	-1.41	-0.69%	-2.21
石油、化学、塑胶、塑料	-0.21%	-1.34	-0.09%	-0.50	-0.28%	-1.25
电子	-0.25%	-1.07	0.29%	0.72	-0.58%	-2.13





续表

预测变量	全样本		股改前		股改后	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
金属、非金属	0.09%	0.47	-0.03%	-0.11	0.16%	0.60
医药、生物制品	0.04%	0.18	0.20%	0.64	-0.06%	-0.18
其他制造业	-0.19%	-0.60	-0.04%	-0.08	-0.28%	-0.65
电力、煤气及水的生产和供应业	-0.33%	-1.67	0.37%	1.36	-0.77%	-2.93
建筑业	-0.01%	-0.03	-0.33%	-0.60	0.19%	0.55
交通运输、仓储业	-0.57%	-2.75	0.08%	0.26	-0.98%	-3.54
信息技术业	-0.04%	-0.17	0.72%	1.78	-0.52%	-1.83
批发和零售贸易	-0.10%	-0.54	0.20%	0.77	-0.29%	-1.14
金融、保险业	1.21%	2.68	0.05%	0.11	1.93%	2.91
房地产业	-0.15%	-0.48	-0.17%	-0.68	-0.14%	-0.28
社会服务业	-0.32%	-1.59	-0.36%	-1.36	-0.29%	-1.03
传播与文化产业	0.18%	0.49	0.85%	1.40	-0.25%	-0.54
综合类	-0.01%	-0.05	0.34%	1.19	-0.23%	-0.97
常数项（机械、设备、仪表）	4.30%	3.99	3.07%	2.03	5.08%	3.45
可决系数（平均值）	19.04%		19.40%		18.81%	
调整的可决系数（平均值）	16.19%		15.84%		16.41%	

成交量指标中显著的有最近 1、2、3 个月内日均换手率，其方向分别为负、正、负。其中最近 1 个月内的日均换手率高度显著，而且估计值的绝对值比其他成交量指标大很多，这说明，如果最近 1 个月内的日均换手率显著增加，那么该股价很有可能已达到高点，回落的概率很大。动量指标中显著的是最近 1、2 个月内和最近 1 年内的历史累积收益率，其方向为负、负、正，这说明其在 1~2 个月的短期内存在明显的反转，但控制了这种短期反转效应后，其在 1 年的长期内也存在着动量效应。

行业虚拟变量中也存在有少数几个显著的回归系数，其显著性只是说明该行业的平均收益率与机械、设备、仪表行业的平均收益率有显著不同，这说明在样本区间内，还是存在有少数几个行业具有更高或者更低的平均收益率，但大部分行业的平均收益率相差不大，因此把握住这少数几个行业，投资收益可能会大大增加。

在简单分析完仅包含规模因子和技术因子的模型后，我们接下来在该模型中引入估值类因子和与公司能力有关的其他因子（模型 2）。表 20-2 列

出了模型 2 中模型 1 中变量的回归结果，从可决系数和调整的可决系数来看，模型 2 比模型 1 的拟合能力更好。

比较模型 1 和模型 2 中的各指标，我们发现当加入对数总资产变量时，原本不显著的对数总市值指标的估计值显著为负了，而对数总资产指标的估计值则显著为正，这说明对于市值规模相当的公司来说，其资产规模越大，股票的收益率越高。而成交量指标和动量指标在 2 个模型中基本没有太大的变化。

表 20-2 模型 2：中规模因子、技术因子和行业虚拟变量的回归结果

预测变量	全样本		股改前		股改后	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
对数 A 股流通市值	-0.49%	-2.74	-0.36%	-1.06	-0.57%	-2.92
对数总市值	-0.28%	-1.77	-0.19%	-0.74	-0.34%	-1.70
对数总资产	0.22%	2.00	0.09%	0.48	0.30%	2.25
股价	0.00%	-0.20	-0.03%	-0.79	0.01%	0.68
最近 1 个月内日均换手率	-67.91%	-7.31	-59.37%	-3.33	-73.31%	-7.26
最近 2 个月内日均换手率	37.23%	2.29	53.06%	1.57	27.24%	1.74
最近 3 个月内日均换手率	-37.11%	-2.34	-62.95%	-1.95	-20.80%	-1.33
最近半年内日均换手率	1.60%	0.11	-14.60%	-0.46	11.83%	0.94
最近 1 年内日均换手率	11.05%	0.91	13.55%	0.52	9.46%	0.84
最近 2 年内日均换手率	0.73%	0.07	8.64%	0.43	-4.26%	-0.41
最近 1 个月内累计超额收益率	-2.11%	-2.54	-1.49%	-1.11	-2.49%	-2.37
最近 2 个月内累计超额收益率	-1.55%	-2.08	-1.99%	-1.56	-1.28%	-1.39
最近 3 个月内累计超额收益率	-0.41%	-0.75	-0.48%	-0.56	-0.36%	-0.51
最近半年内累计超额收益率	0.82%	1.91	1.45%	1.81	0.43%	0.89
最近 1 年内累计超额收益率	0.76%	2.53	1.50%	3.14	0.29%	0.78
最近 2 年内累计超额收益率	-0.06%	-0.48	-0.15%	-0.67	-0.01%	-0.04
农、林、牧、渔业	0.00%	0.02	-0.38%	-1.32	0.25%	0.57
采掘业	1.20%	3.00	0.35%	0.84	1.74%	2.94
食品、饮料	0.20%	0.96	0.10%	0.40	0.27%	0.88
纺织、服装、皮毛	-0.20%	-1.02	0.14%	0.53	-0.42%	-1.51
木材、家具	-0.64%	-1.66	-0.59%	-1.43	-0.67%	-1.17
造纸、印刷	-0.61%	-2.57	-0.43%	-1.22	-0.73%	-2.28
石油、化学、塑胶、塑料	-0.21%	-1.33	-0.01%	-0.08	-0.34%	-1.47
电子	-0.21%	-0.88	0.43%	1.05	-0.61%	-2.16





续表

预测变量	全样本		股改前		股改后	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
金属、非金属	0.08%	0.43	-0.03%	-0.12	0.15%	0.54
医药、生物制品	0.13%	0.54	0.36%	1.13	-0.02%	-0.05
其他制造业	-0.13%	-0.38	0.06%	0.13	-0.25%	-0.53
电力、煤气及水的生产和供应业	-0.24%	-1.17	0.60%	2.19	-0.76%	-2.84
建筑业	-0.03%	-0.10	-0.20%	-0.39	0.08%	0.23
交通运输、仓储业	-0.45%	-1.94	0.28%	0.77	-0.92%	-3.14
信息技术业	0.04%	0.14	0.88%	2.02	-0.49%	-1.70
批发和零售贸易	-0.15%	-0.77	0.07%	0.29	-0.29%	-1.08
房地产业	-0.20%	-0.71	-0.05%	-0.20	-0.30%	-0.68
社会服务业	-0.19%	-0.90	-0.22%	-0.82	-0.17%	-0.58
传播与文化产业	0.32%	0.83	1.00%	1.53	-0.11%	-0.25
综合类	0.07%	0.40	0.56%	1.91	-0.24%	-1.04
常数项（机械、设备、仪表）	4.30%	4.07	2.90%	1.90	5.18%	3.64
可决系数（平均值）	22.80%		24.23%		21.90%	
调整的可决系数（平均值）	17.81%		18.03%		17.68%	

表 20-3 列出了估值类因子和与公司能力相关的其他因子的指标的估计结果。估值类因子的估计值都非常的小，从 t 值我们可以看到，大部分的估值类指标都不显著，只有用经营活动产生的现金流量净额计算的 CF/P 在全样本和股改前样本中高度显著，股改后样本，该指标已不再显著性了。

盈利能力指标中，资产收益率 ROA 的估计值在各个样本区间都为正，但都不显著，净资产收益率 ROE 的估计值在各个样本区间也均为正，但该指标在股改后的样本中已经达到了 10% 的显著性水平。销售净利率 OPM 的估计值在各个样本区间也均为负，而在整个样本中，该指标还达到了 5% 的显著性水平，这一点让人费解，可能是模型本身的问题或者是该指标数据上的问题，这在后续的研究中将进一步研究。经营利润率 NPM 的估计值在各个样本区间也均为正，而且在整个样本和股改后的样本中达到 5% 的显著性水平，该指标是盈利能力指标中表现最好的一个。

在成长性指标中，各指标的估计值都非常的小，而且不存在有显著的估计系数。在营运能力指标中，资产周转率指标表现良好，该指标在各个样本区间都比较稳定，而且在全样本和股改后样本中已达到 10% 的显著性水平，



而其他指标的估计值都比较小，几乎都不显著。在偿债能力指标中，流动比率的估计值在各个样本区间的符号相同，在全样本和股改后的样本都显著，超速动比率的估计值也类似，是个显著的指标。

表 20-3 模型 2：中估值类因子和公司能力因子的变量回归结果

	预测变量	全样本		股改前		股改后	
		估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
估值类	E/P	0.00%	-0.97	0.00%	-0.66	0.00%	-0.73
	B/P	0.00%	0.22	0.00%	0.40	0.00%	-0.22
	S/P	0.00%	0.31	0.00%	0.93	0.00%	-1.47
	CF/P	0.00%	3.11	0.00%	3.65	0.00%	0.90
	CF2/P	0.00%	0.60	0.00%	0.34	0.00%	0.60
盈利能力	ROA	0.41%	0.39	0.26%	0.13	0.51%	0.42
	ROE	0.36%	0.99	0.67%	0.73	0.16%	1.77
	NPM	-0.35%	-2.13	-0.43%	-1.44	-0.31%	-1.58
	OPM	0.47%	2.37	0.40%	1.23	0.50%	2.07
成长能力 (增长率)	资产	-0.04%	-0.24	0.00%	0.02	-0.08%	-0.28
	净资产	-0.05%	-0.71	-0.05%	-0.30	-0.05%	-0.93
	固定资产	-0.01%	-0.13	-0.14%	-1.44	0.08%	1.24
	净利润	0.00%	1.19	0.00%	1.00	0.00%	0.75
	营业利润	0.00%	-1.08	0.00%	-0.70	0.00%	-0.90
	营业收入	0.00%	0.12	0.07%	1.26	-0.04%	-0.80
	营业外收入	0.00%	0.67	0.00%	0.97	0.00%	0.06
营运能力 (周转率)	存货	0.00%	0.00	0.00%	0.05	0.00%	-0.38
	应收账款	0.00%	-1.66	-0.01%	-1.64	0.00%	-0.66
	固定资产	0.00%	1.18	0.00%	0.84	0.00%	0.89
	净资产	-0.01%	-0.23	0.01%	0.07	-0.03%	-1.02
	资产	0.21%	1.65	0.20%	0.74	0.21%	1.90
偿债能力	流动比率	0.17%	2.18	0.08%	0.78	0.23%	2.08
	速动比率	0.05%	0.39	0.17%	0.78	-0.02%	-0.11
	超速动比率	-0.24%	-2.61	-0.28%	-2.18	-0.22%	-1.70

最后我们来分析不同规模的公司因子模型之间的差别，以 A 股流通市值作为分类指标，以上交所所有公司的市值的中位数为分位点，将两大交易所的所有股票分为大小 2 个不同规模。表 20-4 列出了不同规模公司的因子模



型的规模因子和技术因子的回归结果。表 20-5 则列出了估值类因子和公司能力因子的回归结果。

表 20-4 不同规模公司的因子模型的规模因子和技术因子的回归结果

预测变量	股改前				股改后			
	小市值		大市值		小市值		大市值	
对数 A 股流通市值	-0.82%	-2.10	-0.12%	-0.30	-1.05%	-3.60	-0.20%	-0.92
对数总市值	-0.28%	-0.97	0.04%	0.12	-0.09%	-0.39	-0.64%	-2.40
对数总资产	-0.17%	-0.76	0.09%	0.27	0.08%	0.59	0.46%	2.31
股价	-0.04%	-0.75	-0.03%	-0.80	-0.03%	-0.55	0.01%	0.96
最近 1 个月内日均换手率	-43.35%	-2.10	-98.49%	-3.80	-87.34%	-7.30	-53.63%	-3.70
最近 2 个月内日均换手率	22.43%	0.51	69.44%	1.29	39.67%	1.95	-12.69%	-0.55
最近 3 个月内日均换手率	-59.93%	-1.20	-27.12%	-0.46	-45.75%	-2.40	40.14%	1.48
最近半年内日均换手率	-8.49%	-0.22	-20.42%	-0.44	37.44%	2.50	-37.50%	-1.70
最近 1 年内日均换手率	12.71%	0.53	-8.59%	-0.16	-6.31%	-0.39	46.83%	2.24
最近 2 年内日均换手率	2.63%	0.12	14.07%	0.34	1.83%	0.13	-25.06%	-1.40
最近 1 个月内累计超额收益率	-6.46%	-4.00	2.56%	1.49	-2.95%	-2.40	-2.29%	-2.10
最近 2 个月内累计超额收益率	-0.65%	-0.38	-3.16%	-2.00	-1.15%	-0.99	-1.23%	-1.10
最近 3 个月内累计超额收益率	-0.92%	-0.66	-0.07%	-0.04	-0.28%	-0.33	-0.47%	-0.48
最近半年内累计超额收益率	1.07%	1.15	1.63%	1.63	-0.25%	-0.43	0.93%	1.63
最近 1 年内累计超额收益率	0.97%	1.41	1.94%	3.04	0.13%	0.34	0.52%	1.12
最近 2 年内累计超额收益率	0.05%	0.12	-0.46%	-1.70	-0.05%	-0.12	0.02%	0.12
可决系数（平均值）	29.85%		29.96%		21.64%		30.62%	
调整的可决系数（平均值）	17.59%		17.22%		13.17%		22.15%	

规模因子中，对数 A 股流通市值指标在小市值规模的模型中具有很好的显著性，而在大市值规模的模型中则不显著。对数总市值和对数总资产指标只在股改后大市值规模的模型中具有较好的显著性，前者为负而后者为正，这与表 20-2 的结果是一致的。

成交量指标中，小市值和大市值公司在股改前的样本中，只有最近 1 个月内日均换手率指标显著，而股改后，小市值公司显著的成交量指标扩展到最近半年内日均换手率，而大市值则是扩展到最近 1 年内日均换手率。

动量指标中，在股改前的样本中，小市值股票 1 个月的反转特征表现明显，半年至 1 年的动量特征并不显著，而大市值的股票表现出一定的短期（1 个月）动量特征，2 个月的反转特征、半年至 1 年的动量特征和 2 年的反

转特征都表现明显。股改后，小市值和大市值的股票仅 1 个月的反转特征比较明显，从程度上来看，小市值股票 1 个月的反转特征更为强烈。

表 20-5 不同规模公司的因子模型的估值类因子和公司能力因子的回归结果

	预测变量	股改前				股改后			
		小市值		大市值		小市值		大市值	
估值类	E/P	0.00%	-0.75	0.00%	-0.22	0.00%	0.89	0.00%	0.10
	B/P	0.00%	0.80	0.00%	0.11	0.00%	-0.23	0.00%	-0.47
	S/P	0.00%	0.91	0.00%	0.64	0.00%	-0.56	0.00%	-0.94
	CF/P	0.00%	2.36	0.00%	1.27	0.00%	0.40	0.00%	0.97
	CF2/P	0.00%	0.26	0.00%	0.35	0.00%	0.14	0.00%	0.59
盈利能力	ROA	-2.01%	-0.90	2.58%	0.56	-1.10%	-0.78	3.39%	1.65
	ROE	1.42%	1.22	0.08%	0.03	0.12%	0.69	-0.69%	-0.65
	NPM	-0.51%	-0.66	0.06%	0.07	-0.46%	-1.70	-0.34%	-0.40
	OPM	0.46%	0.59	-0.08%	-0.08	0.68%	2.08	0.31%	0.40
成长性	资产	-0.31%	-0.79	0.42%	1.00	0.15%	0.51	-0.36%	-0.95
	净资产	-0.11%	-0.54	-0.53%	-1.20	-0.01%	-0.16	0.04%	0.10
	固定资产	-0.19%	-1.10	-0.18%	-1.30	-0.03%	-0.30	0.24%	2.55
	净利润	0.00%	-0.35	0.05%	2.92	0.00%	0.29	0.01%	0.69
	营业利润	0.00%	0.04	-0.02%	-1.30	-0.01%	-1.80	-0.01%	-0.56
	营业收入	0.03%	0.38	0.37%	3.07	-0.10%	-1.50	0.06%	0.40
	营业外收入	0.00%	0.50	0.00%	1.31	0.00%	1.21	0.00%	0.93
营运能力	存货	0.01%	1.91	0.00%	-1.50	0.00%	-2.20	0.00%	-0.98
	应收账款	-0.02%	-1.10	0.00%	-0.04	0.00%	0.96	0.00%	-1.90
	固定资产	-0.01%	-0.90	0.00%	0.94	0.01%	1.11	0.00%	0.81
	净资产	-0.10%	-0.43	0.00%	0.02	-0.05%	-1.50	0.01%	0.22
	资产	0.46%	0.97	0.09%	0.23	0.04%	0.21	0.18%	0.98
偿债能力	流动比率	0.38%	2.39	-0.14%	-0.98	-0.03%	-0.21	0.37%	2.22
	速动比率	0.13%	0.45	0.15%	0.46	0.47%	1.98	-0.20%	-0.65
	超速动比率	-0.57%	-3.30	-0.03%	-0.12	-0.41%	-2.30	-0.22%	-0.95

估值类指标中，仅小市值股票股改前的 CF/P 指标显著，其他情况下估值类指标均不限制，而且估计系数都非常小。

盈利能力指标中，小市值 ROA 的估计系数是负的，但不显著；而大市值 ROA 的估计系数是正的，且在股改后的样本中显著。小市值的 ROE 指标





的估计值要大于大市值的 ROE 指标的估计值，但都不显著。NPM 指标则是小市值的估计值小于大市值的估计值，且股改后的小市值 NPM 指标的系数显著为负，这与表 33 的结果取得了一致。OPM 指标则是小市值的估计值大于大市值的估计值，且在股改后小市值的估计值显著为正。

在成长能力指标中，小市值的该指标的估计系数均不显著，而大市值的净利润增长率指标和营业收入增长率指标在股改前都显著为正，而股改后也有固定资产增长率指标显著为正。

偿债能力指标中，小市值的这类指标的估计系数基本都很显著，这主要是由于小市值公司的风险更高，因此其偿债能力指标就显得尤为重要了。而大市值公司仅流动比率指标在股改后的样本中显著为正。

上述分析中，我们看到小市值和大市值股票的各类指标都存在着一定的差别，因此对不同市值规模的股票进行预测时，其指标的选取就显得很重要了。

三、小结

本报告进一步深入探讨了因子模型，扩展了更多的动量指标，引入了历史的成交量指标、公司能力指标和行业虚拟变量。在利用这样的因子模型在进行投资决策时，能同时捕捉股票市场上的收益率动量、行业动量和风格动量的收益率。对这样的因子模型进行初步回归分析表明，最近 1~3 个月的成交量指标是具有显著的预测能力，而对于大市值的股票，其 1 个月~1 年内的成交量指标都很重要；较好的动量指标主要集中在 1~2 个月和半年至 1 年；估值类指标和公司能力指标的预测能力不像成交量指标和动量指标那么显著和稳健，而且不同时期不同规模的股票，其指标的预测能力不尽相同。因此在接下来的研究中，我们将探讨如何选择这些公司能力指标来预测股票收益率。

第二节 多因子模型的样本外预测能力

本节探讨了基于 Fama - Macbeth 截面回归方法的股票期望收益率的样本外预测能力，该方法能够利用公司或股票的许多特征来综合得到股票期望收益率的一个预测。考虑到公司能力指标并没有显著的解释能力，我们考虑股



票流通市值、历史收益率和历史成交量。

一、概述

关于股票截面特征预测股票未来收益率的文献中讨论的都是股票截面特征在样本内对股票未来横截面收益率的预测能力，讨论样本外预测的文献非常少，Haugen 和 Baker（1996）利用预测股票收益率波动的 Barra 模型（美国实务界最成功的风险模型）的股票特征来预测股票未来的横截面收益率，重点讨论了这些截面特征在样本外的预测能力，发现样本外的预测不仅在美国股票市场，而且在全球主要的股票市场都具有很强的预测能力。Hanna 和 Ready（2005）则在他们的基础上进行深入分析。国内关于股票截面特征的样本外预测能力则从来没有深入讨论过。

除了讨论股票截面特征在样本内的预测能力外，更多的是讨论这些截面特征在样本外的预测能力，具体涉及如下几个问题：第一，股票收益率预测值的截面差异性能有多大？第二，股票收益率预测值的可信度有多高？这两个问题是无法通过排序公司或股票某一、二个特征来构造投资组合的方式解决的，我们利用 Fama - MacBeth 的回归方法（FM 回归）来解答这个问题，这一方式是前人未曾考虑的。第三，股票收益率样本外预测的效果如何？讨论的问题是，在历史的每个时点，我们利用该时点之前的信息对下一期股票的收益率进行预测，该预测值是否与实际收益率一致，如果预测值与实际值相关性很高的话，我们会看到，当股票实际收益率对股票预测收益率进行回归时，得到的斜率系数会非常显著。

本节的贡献主要有：

1. 文献中已经发现许多公司或股票特征与股票未来的收益率相关，但这些公司或股票特征是否能单独或者联合预测股票的实际期望收益率，我们对这个问题知之甚少。比如，我们可能得到过这样的结论——市值和账面市值比与未来的收益率显著相关——但我们不知道利用市值和账面市值比来预测的股票期望收益率是否与实际的期望收益率一致。

2. 股票收益率预测模型的总的预测回归的样本外表现得到相当多的关注，而 FM 回归的样本外表现并未受到重视。如果用历史数据进行截面回归得到的不是真实系数的一个好的估计，那么即使公司或股票的某些特征历史上是股票收益率预测的一个显著的预测变量，但 FM 回归的样本外预测能力也会很弱。

3. 我们知道一些根据公司或股票某一个或两个特征进行排序构造投资组合的策略在历史上都有很好的表现，但对将公司或股票的许多特征联合起来



构造投资组合策略的分析则少很多，FM 回归的样本外预测分析提供了一个简单而又有效的方法来检验这种策略的表现，即利用当前可用的信息对模型参数进行估计，根据估计参数得到模型中股票未来的期望收益率，构造一个买入高期望收益率的股票而卖空低期望收益率的股票的策略，并对其进行分析。本文的检验涉及许多公司或股票的特征，许多特征实际上并不是股票收益率一个显著的预测变量，这样的处理主要是因为我们事前并不知道哪些变量是好的预测变量。

第四，近年来预测公司股票期望收益率（股权资产的成本）主要是利用可观测的价格数据和对公司的红利和收入的预测，很少有学者尝试利用股票的可观测的预测变量来估计期望收益率。本文的结论是通过截面回归能够得到股票期望收益率的一个非常可信的估计。

本文使用 CSMAR 个股交易数据库中的所有 A 股的日数据，从 2005 年 6 月 6 日至 2012 年 5 月 11 日，将其转化为周数据进行分析。同时我们考虑另外两个子样本，一个样本是大中市值的股票，即上一期期末流通市值不大于上交所所有股票的流通市值的 20% 分位数水平的股票；另一个子样本是大市值股票，即上一期期末流通市值大于上交所所有股票的流通市值的 50% 分位数水平的股票。

在进行股票收益率样本外预测时，模型参数的估计主要是利用当前时点最近 52 周（近 1 年）的数据，我们也会考虑其他数据长度的情况，作为一个稳健性的检验。

我们发现模型的收益率样本外预测值与实际值一致，不管是采用全部样本还是部分样本，也不管是采用半年、1 年、2 年的移动窗口还是递归窗口的 Fama - Macbeth 截面回归方法，实际收益率对预测收益率进行回归的斜率系数都非常显著。当根据收益率样本外预测值的大小进行排序来构造投资组合时，我们也发现投资组合实际收益率的大小与预测值的大小呈现出明显的单调递增关系。

本文的结构如下，第二部分是数据描述和方法介绍，第三部分是实证分析结果，包括 FM 回归结果，样本外预测的截面分析与预测能力分析，基于不同大小移动窗口的样本外预测和基于样本外预测值构造投资组合的分析。最后一部分为结论及其展望。

二、样本外预测的分析方法

本节考虑周频率，研究的时间区间为 2005 年 6 月 6 日（星期一）至 2012 年 5 月 11 日（星期五）。除了考虑全样本的分析外，我们还考虑了大中



市值股票的样本和仅大市值股票的样本，我们的划分原则参照 Fama 和 French（2008）的标准，即将上一期期末流通市值不大于上交所所有股票的流通市值的 20% 分位数水平的股票定义为小市值股票，而将上一期期末流通市值大于上交所所有股票的流通市值的 50% 分位数水平的股票定义为大市值股票。这种考虑可以检验实证结果是否是由小市值股票所主导还是说更具经济意义的大市值股票也存在相同的特征。至 2011 年年底，上交所所有股票的流通市值的 20% 分位数的值为 16.11 亿元，50% 分位数的值为 31.60 亿元。

收益率预测方法是利用周收益率对滞后的一些描述公司或股票特征的变量进行回归。我们的预测模型的预测变量包括个股流通市值的对数、个股总市值的对数、股价、最近 1 周至 1 年内的日平均换手率和累积超额（超过沪深 300 的）收益率和行业虚拟变量，变量的数据来源为：个股交易数据来自 CSMAR，沪深 300 指数收益率和行业虚拟变量来自 Wind。

为什么仅采用这些指标，这主要是考虑到在上一章的分析中，股改前的数据就已表明这样一个事实，1 年内的历史成交量和历史收益率指标具有显著的预测能力，规模指标对于小市值股票也具有显著的预测能力，而估值类等其他指标则不具有显著的预测能力，因此本文将仅考虑具有规模指标、历史成交量和历史收益率指标的股票收益率预测模型，并考察它在股改后的表现。

预测的具体方法如下：在时期 t 末（换仓日），利用时期 $t-j+1$ 至时期 t 的数据对因子模型的参数进行 FM 估计，得到参数估计值，并利用该估计值对时期 $t+1$ 的收益率进行预测，再分析预测收益率的特征，它与实际收益率的关系以及根据预测收益率的大小进行排序来构造的投资组合的特性。我们删除了最近 52 周单日对数收益率绝对值过大的股票，这种情况通常是由于公司发生了重大变化，我们应该将其视为不同的公司处理。另外，我们将换仓日停牌和涨停的股票剔除，以保证根据我们的模型来构造策略具有可执行性，使得我们发现的套利机会不仅仅只是一些可观测的现象。

由于这些预测变量中有些预测变量是股票某一特征的短期和长期表现（比如最近 1 周内的日均换手率和最近 1 年内的日均换手率），或者是公司同一特征的不同测量（比如流通市值与总市值），从而它们之间是高度相关的，由此会导致多重共线问题，但这并不是本文需要重点考虑的问题，因为本文的关注点在于这些预测变量总的预测能力，而不是某一单个变量的斜率系数。

表 20-6 列出了预测变量的描述性统计量（截面统计量的时间序列平均）。从表中我们可以看到小市值股票相对于大市值股票的收益率高、波动

大、换手率高的特点。另外，大中市值股票的平均样本数占到所有股票平均样本数的 2/3，而大市值股票则仅占到所有股票平均样本数的 2/5。

表 20-6 预测变量的描述性统计量

	所有股票		大中市值股票		大市值股票	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
周收益率 (%)	0.66	5.39	0.59	5.31	0.55	5.22
对数 (亿元) 流通市值	2.84	1.05	3.31	0.89	3.83	0.82
最近 1 周累计超额收益率 (%)	0.67	5.52	0.77	5.53	0.82	5.49
最近 2 周累计超额收益率 (%)	1.29	7.64	1.48	7.71	1.59	7.67
最近 4 周累计超额收益率 (%)	2.63	10.94	2.99	11.12	3.20	11.16
最近 1 周日换手率 (%)	3.11	2.44	2.76	2.12	2.46	1.91
最近 2 周日换手率 (%)	3.12	2.31	2.77	1.99	2.47	1.81
最近 4 周日换手率 (%)	3.14	2.18	2.78	1.86	2.47	1.70
样本数	1581		1087		633	

三、样本外预测的实证研究

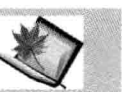
这里我们考虑周收益率的情况，首先简要地进行一下 FM 截面回归分析，然后再详细地分析股票收益率样本外预测的截面特征。

(一) FM 回归结果

表 20-7 报告了 FM 回归的系数估计值和 R^2 的时间序列平均值， t 值的计算基于系数估计值时间序列（滞后 4 阶）的 Newey-West 标准差，样本区间从 2005 年 6 月 6 日至 2012 年 5 月 11 日，共 351 周。

表 20-7 FM 回归结果，2005 年 6 月 6 日至 2012 年 5 月 11 日

	所有股票		大中市值股票		大市值股票	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
模型 1						
对数 (亿元) 流通市值	-0.10	-1.62	-0.05	-0.86	-0.03	-0.48
最近 1 周累计超额收益率	-6.72	-8.51	-6.79	-8.28	-6.51	-7.24
最近 2 周累计超额收益率	1.75	3.36	1.97	3.49	2.09	3.12
最近 4 周累计超额收益率	-0.75	-1.90	-0.51	-1.31	-0.45	-1.04
截距项	0.75	1.88	0.60	1.39	0.50	1.09
R^2	6.30		6.53		7.50	



续表

	所有股票		大中市值股票		大市值股票	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
模型 2						
对数（亿元）流通市值	-0.21	-3.45	-0.14	-2.29	-0.10	-1.56
最近 1 周累计超额收益率	-6.26	-7.85	-6.19	-7.51	-5.68	-6.54
最近 2 周累计超额收益率	2.36	4.80	2.09	3.84	1.77	2.79
最近 4 周累计超额收益率	0.08	0.19	0.17	0.42	0.04	0.09
最近 1 周日换手率（%）	-18.87	-6.95	-19.61	-5.41	-19.67	-4.11
最近 2 周日换手率（%）	8.44	2.51	15.68	3.54	22.47	3.53
最近 4 周日换手率（%）	-5.61	-2.08	-9.51	-2.90	-13.28	-2.94
截距项	1.61	4.02	1.28	3.07	1.04	2.40
R ²	8.35		8.75		10.17	
模型 3						
对数（亿元）流通市值	-0.23	-3.85	-0.16	-2.79	-0.12	-2.19
最近 1 周累计超额收益率	-6.42	-8.73	-6.52	-8.84	-6.15	-8.23
最近 2 周累计超额收益率	2.13	4.85	1.82	3.86	1.39	2.64
最近 4 周累计超额收益率	-0.03	-0.08	0.02	0.05	-0.14	-0.34
最近 1 周日换手率	-18.34	-7.11	-18.44	-5.25	-17.99	-4.10
最近 2 周日换手率	7.38	2.31	13.95	3.35	20.27	3.49
最近 4 周日换手率	-5.53	-2.23	-9.18	-3.27	-12.97	-3.34
农林牧渔	0.12	1.23	0.13	1.14	0.17	1.19
采掘	0.27	1.47	0.23	1.26	0.23	1.13
化工	-0.05	-0.65	-0.07	-0.81	-0.12	-1.14
黑色金属	-0.08	-0.53	-0.13	-0.85	-0.14	-0.79
有色金属	0.31	2.07	0.32	2.03	0.31	1.76
建筑建材	0.07	0.96	0.07	0.81	0.02	0.25
电子	-0.16	-2.22	-0.17	-1.92	-0.23	-1.97
交运设备	0.02	0.39	0.02	0.29	0.05	0.54
信息设备	-0.13	-1.58	-0.16	-1.68	-0.18	-1.61
家用电器	-0.13	-1.47	-0.16	-1.48	-0.07	-0.47
食品饮料	0.15	1.59	0.17	1.57	0.16	1.21
纺织服装	-0.09	-1.05	-0.09	-0.89	-0.03	-0.24



续表

	所有股票		大中市值股票		大市值股票	
	估计值	t 值	估计值	t 值	估计值	t 值
轻工制造	-0.19	-2.73	-0.22	-2.43	-0.28	-2.27
医药生物	0.01	0.11	0.00	0.05	0.00	0.00
公用事业	-0.14	-1.73	-0.16	-1.72	-0.24	-1.91
交通运输	-0.23	-2.56	-0.28	-2.64	-0.31	-2.41
房地产	0.04	0.27	0.00	0.02	0.02	0.10
金融服务	0.38	2.27	0.26	1.57	0.20	1.16
商业贸易	-0.07	-0.91	-0.09	-1.00	-0.09	-0.83
餐饮旅游	-0.10	-0.95	-0.13	-1.00	-0.02	-0.12
信息服务	-0.02	-0.30	-0.09	-0.89	-0.01	-0.08
综合	-0.08	-0.88	-0.04	-0.35	-0.07	-0.55
截距项	1.69	4.23	1.39	3.31	1.20	2.80
R ²	14.64		17.06		22.23	

从表 20-7 中可以看出，对数流通市值变量的显著性随着市值较小的样本剔除而下降，该变量的估计值在小市值股票从样本中剔除后，其绝对值也从 0.25% 下降到 0.15%，而进一步剔除中市值股票的样本后，其绝对值只下降到 0.12%，这说明规模因子对于小市值股票来说仍是一个显著的预测指标，而对于大中市值股票来说，其预测能力有所下降。

历史累计超额收益率和历史日均换手率变量的显著性均非常高，且周期越短的变量的显著性越高，同时最近 1 周的变量为负、最近 2 周的变量为正而最近 4 周的变量为负。这一新特征说明股票价格在非常短的时期内反转效应特别强，而在稍长的短期内出现动量特征，随着时期进一步加长则又表现出反转特征。比较不同样本下历史收益率变量的 t 值可以看出，小市值股票的反转效应更强，而大中市值的动量效应更强。

虽然行业虚拟变量的加入，市值、历史收益率和历史成交量变量的显著性得到增加。更为重要的是，衡量模型拟合能力的指标可决系数得到极大的提升，对于所有股票样本，可决系数从 6.30% ~ 8.35% 上升到 14.64%，对于大中市值股票样本则是从 6.53% ~ 8.75% 上升至 17.06%，而大市值股票样本则是从 7.50% ~ 10.17% 上升至 22.23%，这说明行业变量是一个非常具有解释能力的预测变量。但无论是在哪个样本中，行业虚拟变量的显著性都不高，而且很多虚拟变量在 10% 的水平上都不显著。



(二) 期望收益率样本外预测

表 20-8 列出了模型预测收益率的截面特征和预测能力。模型的预测时间段为 2006 年 6 月 26 日至 2012 年 5 月 11 日, 每周收益率的预测是基于上一周周末所计算的各个预测变量的数据和模型最近 52 周(移动窗口)或至今为止所有时期(递归窗口)的参数平均估计值, 具体而言, 我们预测 $t+1$ 周的周收益率, 首先在第 t 周末我们可以计算出各个预测变量的值, 那么我们只需要各个预测变量对应的参数值就能进行预测, 对于参数值的估计, 我们利用最近 52 周的数据进行 FM 回归得到。如果将 2005 年 6 月 6 日开始的那周设为第 1 周的话, 那么我们能进行预测收益率的第 1 周为第 53 周, 即 2006 年 6 月 26 日开始的那周。

表 20-8 期望收益率, 2006 年 6 月 26 日至 2012 年 5 月 11 日

	模型	期望收益率样本外预测值的截面特征				期望收益率的预测能力				R^2
		均值	标准差	10% 分位数	90% 分位数	斜率	标准误	t 值 斜率=0	t 值 斜率=1	
所有股票										
移动窗口	模型 1	0.46	0.39	-0.03	0.90	0.86	0.13	6.52	1.08	2.05
	模型 2	0.48	0.55	-0.18	1.06	0.84	0.08	10.39	2.00	2.05
	模型 3	0.48	0.60	-0.24	1.14	0.72	0.08	9.34	3.50	1.94
递归窗口	模型 1	0.81	0.38	0.35	1.23	0.86	0.14	6.36	1.00	2.08
	模型 2	0.81	0.56	0.17	1.35	0.80	0.08	10.49	2.50	1.91
	模型 3	0.81	0.59	0.13	1.40	0.74	0.07	10.96	3.71	1.86
大中市值股票										
移动窗口	模型 1	0.40	0.36	-0.05	0.81	0.87	0.12	7.19	1.08	2.11
	模型 2	0.43	0.48	-0.14	0.93	0.81	0.09	9.00	2.11	2.00
	模型 3	0.44	0.56	-0.23	1.07	0.60	0.09	6.81	4.44	2.01
递归窗口	模型 1	0.80	0.34	0.38	1.18	0.85	0.15	5.60	1.00	2.15
	模型 2	0.84	0.44	0.32	1.28	0.86	0.10	8.66	1.40	1.97
	模型 3	0.84	0.49	0.27	1.37	0.76	0.09	8.49	2.67	1.99
大市值股票										
移动窗口	模型 1	0.36	0.36	-0.07	0.77	0.83	0.12	6.65	1.42	2.40
	模型 2	0.41	0.44	-0.11	0.88	0.72	0.10	7.07	2.80	2.18
	模型 3	0.44	0.55	-0.22	1.09	0.47	0.10	4.80	5.30	2.46
递归窗口	模型 1	0.78	0.31	0.40	1.14	0.85	0.17	4.91	0.88	2.44
	模型 2	0.85	0.37	0.42	1.23	0.89	0.13	6.92	0.85	2.21
	模型 3	0.88	0.45	0.35	1.39	0.70	0.11	6.35	2.73	2.40





表 20-8 的上半部分列出了预测收益率的一些截面特征，分别为截面平均值、标准差、10%分位数、90%分位数的时间序列平均，后三个统计量则体现出股票期望收益率的截面差异性。

表 20-8 中的数据表明，模型的预测收益率反映出股票期望收益率具有相当大的截面差异性，对于所有股票的样本，移动窗口为 52 周的预测收益率的截面标准差的范围从模型 1 的 0.39% 到模型 3 的 0.60%，第 1 十分位从 -0.24% ~ -0.03%，第 9 十分位从 0.90 ~ 1.14%，两者差距约为 1.2%，反映出期望收益率高和低的股票的收益率差距。

删除市值较小的股票后，股票期望收益率的差异性有逐渐降低的，但对于大中市值样本，仍有 0.36% ~ 0.56%，而大市值样本也有 0.36% ~ 0.55%。

随着模型预测变量的增加，模型的预测收益率的截面差异性加大。比如，采用移动窗口和所有股票进行样本外预测，模型 1 的预测收益率截面标准差为 0.39%，模型 2 的为 0.55%，模型 3 的为 0.60%。历史成交量这一非常显著的预测变量加入模型后，预测收益率截面标准差相对于模型 1 本身有了较大的提升，而行业虚拟变量的进一步加入则没带来预测收益率截面标准差太大的增加。

表 20-8 的下半部分列出了股票期望收益率样本外的预测能力，即这种预测是否能较好地反映真实的期望收益率。如果模型预测收益率是真实期望收益率的有效预测的话，那么利用真实收益率对预测收益率进行回归，我们将得到一个非常显著的斜率系数。表中列出了真实收益率对预测收益率进行 FM 回归的斜率系数及其 Newey-West 的标准误、t 值和 R^2 。

表 20-8 中的 t 值表明预测收益率成功地捕捉到了期望收益率的变动，在所有股票的样本下，其预测斜率的范围从 0.72 ~ 0.86，t 值从 6.36 ~ 10.96。模型 1 的预测斜率最大 (0.86)，但采用递归方法预测的模型 3 的预测斜率的显著性最高 ($t = 10.96$)，但预测斜率较小。模型 2 的预测斜率略低于模型 1，其斜率的显著性水平也仅略低于采用递归窗口预测的模型 3。检验这些系数是否等于 1 的 t 值的最小值为采用递归窗口预测的模型 1 ($t = 1$)。这些结论都表明期望收益率的截面差异是能真实反映股票实际收益率之间的差异。

大中市值股票和大市值股票也有类似的结论，只是预测斜率的显著性有所下降，大中市值股票样本的预测斜率从 0.6 ~ 0.87，t 值从 5.60 ~ 9.00；大市值股票样本的预测斜率从 0.47 ~ 0.89，t 值从 4.80 ~ 7.70。在这两个样本中，模型 1 和模型 2 的预测收益率表现非常好，其斜率系数多在 0.85 左



右，且在 10% 的显著性水平下无法拒绝该系数等于 1 的原假设。

表 20-8 的结果给了我们如下几个启示：第一，基于 Fama - Macbeth 截面回归方法的股票期望收益率的样本外预测能力，具有高样本外预测收益率的股票的实现的收益率也高。第二，模型期望收益率的预测值具有比实际收益率更高的截面差异性。因此再利用模型进行收益率预测时，需要对预测值的截面差异调整，调整比例为：1 - 预测斜率，从而使预测值与实际股票期望收益率保持一致。第三，Fama - Macbeth 截面回归方法估计准确而又稳健，使得模型具有很强的样本外预测能力。不像一般时间序列的预测回归方法，该方法的样本外预测更为可信。更重要的是，它能够利用公司或股票的许多特征来综合得到股票期望收益率的一个预测。

（三）不同窗口

表 20-9 列出了基于不同大小移动窗口的 Fama - Macbeth 截面回归方法的模型收益率预测情况，从检验预测斜率等于 0 的 t 统计量可以看出，基于不同大小移动窗口预测的期望收益率仍是真实期望收益率的一个很好的估计。表 20-9 中大部分结果与表 20-8 相同，只是检验的时间区间从 2007 年 7 月 9 日起，因为最大窗口为 104 周。

从表中我们可以发现，预测收益率的截面标准差随着移动窗口的增大而减小，表明随着数据的增加，Fama - Macbeth 截面回归的估计误差减小，从而使得预测收益率的估计更为精确。对于模型 1 和模型 2 来说，移动窗口为 52 周的预测收益率的斜率最大，而模型 3 则是移动窗口为 104 周的预测收益率的斜率最大，所有模型中，移动窗口为 26 周的预测收益率的斜率都是最小的，说明利用非常短的数据进行估计的噪声最大。

尽管移动窗口为 26 周的预测收益率的估计精确度最低，但其预测能力仍然很强。所有样本下的所有窗口的估计，其预测斜率从 0.33 ~ 0.84， $3/4$ 的斜率系数大于 0.6， $4/9$ 的斜率系数大于 0.7；预测斜率的 t 统计量都大于 4。但大多数 (31/36) 预测效率都显著地小于 1，这说明期望收益率的估计比真实期望收益率的截面差异更大，尽管如此，它还是能非常好地捕捉到了真实期望收益率的截面差异的特点。

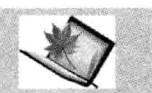


表 20-9

基于不同移动窗口的收益率预测，
2007 年 7 月 9 日 ~ 2011 年 5 月 11 日

模型	期望收益率样本外预测值的截面特征					期望收益率的预测能力				
	移动窗口	均值	标准差	10% 分位数	90% 分位数	斜率	标准误	t 值 斜率 = 0	t 值 斜率 = 1	R ²
所有股票										
模型 1	26 周	0.02	0.41	-0.50	0.49	0.74	0.13	5.69	2.05	1.88
	52 周	0.22	0.39	-0.27	0.66	0.84	0.15	5.79	1.07	2.12
	78 周	0.35	0.38	-0.13	0.78	0.79	0.16	5.07	1.32	2.06
	104 周	0.42	0.38	-0.06	0.86	0.80	0.15	5.47	1.38	2.13
模型 2	26 周	0.06	0.57	-0.61	0.66	0.70	0.09	8.09	3.44	1.92
	52 周	0.28	0.55	-0.38	0.85	0.81	0.08	9.54	2.31	2.05
	78 周	0.41	0.55	-0.24	0.98	0.75	0.08	9.04	3.01	1.93
	104 周	0.47	0.56	-0.19	1.04	0.74	0.09	8.61	2.99	1.98
模型 3	26 周	0.06	0.65	-0.71	0.79	0.55	0.07	7.57	6.16	1.71
	52 周	0.28	0.60	-0.43	0.93	0.68	0.08	8.70	4.07	1.92
	78 周	0.42	0.58	-0.27	1.05	0.67	0.08	8.84	4.27	1.84
	104 周	0.48	0.58	-0.22	1.09	0.69	0.08	8.82	3.87	1.93
大中市值股票										
模型 1	26 周	-0.07	0.39	-0.55	0.38	0.68	0.13	5.44	2.54	1.99
	52 周	0.15	0.36	-0.30	0.55	0.84	0.13	6.47	1.24	2.18
	78 周	0.28	0.35	-0.16	0.67	0.74	0.14	5.19	1.83	2.13
	104 周	0.35	0.35	-0.09	0.74	0.75	0.15	4.91	1.67	2.21
模型 2	26 周	-0.02	0.51	-0.62	0.50	0.65	0.09	7.37	3.96	1.92
	52 周	0.20	0.48	-0.36	0.69	0.76	0.09	8.37	2.59	2.00
	78 周	0.34	0.47	-0.21	0.81	0.73	0.09	7.80	2.87	1.94
	104 周	0.40	0.47	-0.15	0.87	0.73	0.10	7.07	2.63	2.01
模型 3	26 周	-0.01	0.63	-0.77	0.72	0.46	0.07	6.54	7.82	1.85
	52 周	0.21	0.55	-0.45	0.83	0.55	0.09	6.22	5.04	2.00
	78 周	0.35	0.52	-0.27	0.91	0.59	0.09	6.33	4.48	1.95
	104 周	0.41	0.51	-0.19	0.95	0.65	0.10	6.62	3.57	2.08
大市值股票										
模型 1	26 周	-0.11	0.39	-0.58	0.34	0.62	0.13	4.71	2.89	2.23
	52 周	0.10	0.35	-0.33	0.50	0.79	0.13	5.95	1.60	2.48
	78 周	0.23	0.34	-0.18	0.62	0.65	0.15	4.33	2.33	2.45
	104 周	0.31	0.33	-0.10	0.68	0.69	0.17	4.02	1.83	2.55

续表

模型	期望收益率样本外预测值的截面特征					期望收益率的预测能力				
	移动窗口	均值	标准差	10% 分位数	90% 分位数	斜率	标准误	t 值 斜率 = 0	t 值 斜率 = 1	R ²
模型 2	26 周	-0.05	0.48	-0.61	0.46	0.50	0.11	4.70	4.73	2.20
	52 周	0.17	0.44	-0.35	0.62	0.67	0.11	6.33	3.05	2.22
	78 周	0.30	0.41	-0.19	0.73	0.64	0.11	5.72	3.15	2.18
	104 周	0.36	0.40	-0.12	0.78	0.71	0.12	5.85	2.42	2.28
模型 3	26 周	-0.02	0.64	-0.79	0.77	0.33	0.08	4.03	8.32	2.37
	52 周	0.20	0.54	-0.45	0.83	0.43	0.10	4.16	5.53	2.43
	78 周	0.33	0.49	-0.26	0.89	0.44	0.11	4.00	5.15	2.30
	104 周	0.39	0.47	-0.17	0.93	0.57	0.12	4.89	3.73	2.46

(四) 基于期望收益率的投资组合

为了进一步检验预测收益率的预测能力，表 20-10 至表 20-12 列出了按不同模型期望收益率排序的投资组合，表中仅展示了按 52 周移动窗口估计的期望收益率排序的结果。每张表的左边列出的是按普通平均计算的投资组合收益率，右边是按流通市值加权的收益率。Pred 是投资组合预测收益率的平均值减去沪深 300 指数收益率，Avg 是投资组合的实际超额收益率的平均值，Std，t-stat 和 Shp 都是投资组合超额收益率的时间序列的标准差、按 Newey-West 4 个滞后计算的检验其等于 0 的 t 统计量和年化的夏普比率。Low 是期望收益率最低的投资组合，High 是期望收益率最高的投资组合，其他组合的期望收益率按序号的大小依此递增，H-L 组合时对冲组合，即买入 High 组合而卖空 Low 组合。

表 20-10 至表 20-12 都传递了与之前结论一致的一个信息——基于 Fama-Macbeth 截面回归方法估计的期望收益率对实际收益率有很强的预测能力，但期望收益率的变动范围比实际平均收益率的变动范围大得多。实际收益率与预测收益率单调递增的关系非常明显，除了模型 1 和模型 3 的大市值股票样本下，实际收益率与预测收益率在第 9 组和 High 组之间出现反向关系外，其他不同模型不同样本下各投资组合之间期望收益率的差距与实际收益率的差距保持同一个方向。

我们首先关注模型 1 的所有股票下的普通平均的投资组合。投资组合的平均超额期望收益率从 -0.64% 至 0.75%，实际超额收益率只从 -0.43% 至 0.70%，Low 组合和 High 组合的期望收益率相差 1.39%，而实际收益率仅



相差 1.13%，其比率为 0.81（=1.13/1.39），与表 38 中实际收益率对预测收益率回归的斜率系数（0.86）是非常接近的。对冲组合的平均收益率非常高，统计上也非常显著，t 值高达 6.86，其平均收益率为 1.38%，年化的夏普比率为 3.13，说明是一个非常好的投资策略，但是由于国内大多数股票无法卖空，该策略实际上是不可行的，但 High 组合仍然是一个较好的策略，通过买入 High 组合和卖空股指期货就可以得到年化夏普比率为 1.64 的收益，其 t 值也高达 3.41，表明该策略能获得显著地获得正收益。

模型 1 在大中市值股票和大市值股票样本中的预测收益率和实际收益率的标准差有所降低，但是 Low 组合和 High 组合的收益率差距（预测的和实际的）仍很大，对于大中市值股票样本来说，预测收益率从 -0.63% 至 0.65%，实际收益率从 -0.51% 至 0.56%；而对于大市值股票样本来说，预测收益率从 -0.64% 至 0.61%，实际收益率从 -0.46% 至 0.50%。对冲组合的收益率分别为 1.08% 和 0.96%，其 t 值为 6.86 和 6.07，非常显著；年化夏普也分别高达 2.87 和 2.32。

按流通市值加权的收益率的结论与普通平均收益率的结论非常相似。模型 2 和模型 3 的结果也与模型 1 的结果非常相似，除了各投资组合的预测收益率的范围更大外，其实际收益率的范围与模型 1 的非常相同，在此不再赘述。

表 20-10 按模型 1 期望收益率排序的投资组合，2006 年 6 月 26 日至 2012 年 5 月 11 日

模型 1	Equal - weighted					Value - weighted				
	Pred	Avg	Std	t - stat	Shp	Pred	Avg	Std	t - stat	Shp
所有股票										
Low (L)	-0.64	-0.43	2.37	-3.18	-1.29	-0.66	-0.27	1.73	-2.85	-1.10
2	-0.24	-0.36	2.41	-2.49	-1.05	-0.25	-0.16	1.60	-1.65	-0.72
3	-0.08	-0.10	2.59	-0.60	-0.26	-0.09	0.00	1.72	0.01	0.00
4	0.03	0.12	2.64	0.74	0.32	0.03	0.13	1.89	1.19	0.49
5	0.12	0.28	2.74	1.61	0.71	0.12	0.24	2.16	1.97	0.79
6	0.20	0.38	2.83	2.11	0.95	0.20	0.31	2.29	2.24	0.96
7	0.29	0.54	2.85	2.98	1.34	0.29	0.45	2.31	3.12	1.36
8	0.38	0.62	2.86	3.39	1.53	0.38	0.52	2.40	3.54	1.52
9	0.49	0.71	2.92	3.69	1.72	0.49	0.57	2.56	3.45	1.57
High (H)	0.75	0.70	3.02	3.41	1.64	0.75	0.54	2.78	3.13	1.38
H - L	1.38	1.13	2.56	6.87	3.13	1.41	0.81	3.67	3.69	1.56

续表

模型 1	Equal - weighted					Value - weighted				
	Pred	Avg	Std	t - stat	Shp	Pred	Avg	Std	t - stat	Shp
大中市值股票										
Low (L)	-0.63	-0.51	2.39	-3.89	-1.52	-0.63	-0.36	1.90	-3.64	-1.36
2	-0.27	-0.34	2.33	-2.58	-1.02	-0.28	-0.22	1.62	-2.48	-0.98
3	-0.12	-0.15	2.36	-1.03	-0.44	-0.13	-0.14	1.67	-1.49	-0.57
4	-0.02	0.02	2.50	0.14	0.06	-0.02	0.05	1.85	0.48	0.21
5	0.06	0.20	2.53	1.27	0.55	0.06	0.20	1.88	1.76	0.76
6	0.14	0.32	2.62	1.97	0.86	0.14	0.27	1.99	2.36	0.95
7	0.21	0.49	2.64	3.02	1.31	0.21	0.41	2.10	3.59	1.39
8	0.30	0.50	2.63	3.06	1.34	0.30	0.46	2.17	3.69	1.51
9	0.41	0.57	2.63	3.36	1.54	0.41	0.47	2.27	3.44	1.46
High (H)	0.65	0.56	2.72	3.13	1.46	0.65	0.49	2.57	3.23	1.35
H - L	1.29	1.08	2.65	6.86	2.87	1.28	0.85	3.63	4.18	1.67
大市值股票										
Low (L)	-0.64	-0.47	2.28	-3.97	-1.44	-0.63	-0.44	2.04	-4.65	-1.51
2	-0.30	-0.37	2.12	-3.15	-1.25	-0.31	-0.26	1.70	-2.74	-1.08
3	-0.16	-0.14	2.07	-1.14	-0.46	-0.16	-0.17	1.63	-1.99	-0.76
4	-0.06	-0.07	2.03	-0.56	-0.23	-0.06	-0.07	1.52	-0.78	-0.32
5	0.02	0.08	2.19	0.58	0.24	0.02	0.00	1.68	-0.02	-0.01
6	0.10	0.25	2.23	1.84	0.78	0.10	0.21	1.78	2.10	0.83
7	0.17	0.32	2.20	2.49	1.02	0.17	0.33	1.71	3.52	1.37
8	0.26	0.46	2.31	3.14	1.39	0.26	0.48	1.89	4.13	1.80
9	0.37	0.50	2.32	3.59	1.53	0.37	0.50	2.04	4.69	1.72
High (H)	0.61	0.50	2.46	3.30	1.43	0.61	0.47	2.45	3.47	1.37
H - L	1.25	0.96	2.94	6.07	2.32	1.25	0.91	3.76	4.80	1.71



表 20-11 按模型 2 期望收益率排序的投资组合 2006 年 6 月 26 日至 2012 年 5 月 11 日

模型 2	Equal-weighted					Value-weighted				
	Pred	Avg	Std	t-stat	Shp	Pred	Avg	Std	t-stat	Shp
所有股票										
Low (L)	-1.01	-0.76	2.86	-4.42	-1.87	-0.94	-0.45	2.22	-3.07	-1.43
2	-0.34	-0.37	2.61	-2.27	-0.99	-0.35	-0.19	1.83	-1.68	-0.74
3	-0.11	-0.15	2.58	-0.93	-0.40	-0.11	-0.05	1.79	-0.49	-0.21
4	0.05	0.08	2.75	0.49	0.21	0.05	0.06	2.09	0.47	0.20
5	0.18	0.28	2.73	1.61	0.72	0.17	0.26	2.06	2.10	0.89
6	0.29	0.44	2.74	2.52	1.14	0.29	0.38	2.17	2.86	1.22
7	0.39	0.55	2.78	3.06	1.40	0.39	0.44	2.29	3.08	1.36
8	0.50	0.69	2.76	3.87	1.77	0.50	0.62	2.36	4.53	1.87
9	0.64	0.80	2.72	4.56	2.08	0.64	0.67	2.41	4.53	1.96
High (H)	0.90	0.88	2.84	4.55	2.20	0.90	0.71	2.77	3.88	1.81
H-L	1.91	1.64	2.63	9.44	4.41	1.84	1.16	3.92	4.54	2.09
大中市值股票										
Low (L)	-0.90	-0.74	2.76	-4.52	-1.89	-0.82	-0.49	2.27	-3.61	-1.53
2	-0.32	-0.38	2.50	-2.61	-1.07	-0.32	-0.20	1.85	-1.66	-0.76
3	-0.12	-0.15	2.45	-1.09	-0.45	-0.12	-0.20	1.76	-2.19	-0.82
4	0.02	0.10	2.44	0.64	0.28	0.01	0.14	1.70	1.35	0.57
5	0.12	0.17	2.54	1.07	0.47	0.12	0.24	1.90	1.95	0.89
6	0.22	0.39	2.58	2.41	1.07	0.22	0.43	2.03	3.65	1.48
7	0.31	0.48	2.54	2.96	1.33	0.31	0.41	2.08	3.32	1.39
8	0.40	0.57	2.48	3.68	1.62	0.40	0.45	2.08	3.81	1.55
9	0.52	0.59	2.54	3.62	1.65	0.52	0.46	2.34	3.09	1.40
High (H)	0.76	0.63	2.61	3.81	1.72	0.76	0.56	2.58	3.83	1.53
H-L	1.66	1.37	2.75	8.19	3.53	1.58	1.05	3.85	4.77	1.93
大市值股票										
Low (L)	-0.80	-0.58	2.54	-3.96	-1.60	-0.75	-0.51	2.25	-4.22	-1.60
2	-0.30	-0.42	2.15	-3.46	-1.37	-0.31	-0.29	1.80	-2.89	-1.13
3	-0.13	-0.13	2.08	-1.04	-0.43	-0.13	-0.13	1.50	-1.47	-0.59
4	-0.01	-0.01	2.12	-0.11	-0.05	-0.01	-0.05	1.72	-0.43	-0.20
5	0.09	0.16	2.15	1.19	0.52	0.09	0.20	1.64	2.20	0.87
6	0.18	0.26	2.19	1.98	0.84	0.18	0.26	1.67	2.75	1.11
7	0.26	0.34	2.14	2.61	1.12	0.26	0.34	1.78	3.44	1.36
8	0.35	0.42	2.18	3.13	1.37	0.35	0.41	1.94	3.60	1.50
9	0.47	0.50	2.26	3.84	1.58	0.47	0.50	2.11	4.32	1.66
High (H)	0.72	0.51	2.42	3.48	1.48	0.72	0.45	2.51	3.27	1.26
H-L	1.52	1.08	3.00	6.22	2.55	1.47	0.95	3.87	4.71	1.74



表 20-12 按模型 3 期望收益率排序的投资组合 2006 年 6 月 26 日至 2012 年 5 月 11 日

模型 3	Equal - weighted					Value - weighted				
	Pred	Avg	Std	t - stat	Shp	Pred	Avg	Std	t - stat	Shp
所有股票										
Low (L)	-1.07	-0.73	2.92	-4.13	-1.77	-1.00	-0.40	2.25	-2.78	-1.25
2	-0.40	-0.32	2.64	-1.94	-0.85	-0.40	-0.21	1.83	-1.90	-0.82
3	-0.16	-0.06	2.66	-0.33	-0.15	-0.16	0.01	1.82	0.12	0.05
4	0.01	0.15	2.72	0.86	0.38	0.01	0.10	1.94	0.91	0.38
5	0.15	0.28	2.71	1.62	0.73	0.15	0.20	1.93	1.66	0.74
6	0.27	0.38	2.78	2.15	0.96	0.27	0.22	2.05	1.76	0.75
7	0.40	0.57	2.77	3.23	1.44	0.40	0.32	2.17	2.38	1.03
8	0.53	0.63	2.74	3.60	1.64	0.53	0.40	2.17	2.96	1.29
9	0.70	0.73	2.67	4.19	1.92	0.70	0.52	2.17	3.85	1.70
High (H)	1.04	0.83	2.69	4.63	2.19	1.03	0.62	2.63	3.78	1.68
H - L	2.11	1.56	2.60	9.11	4.25	2.04	1.02	3.94	4.16	1.83
大中市值股票										
Low (L)	-0.99	-0.65	2.84	-3.74	-1.62	-0.93	-0.43	2.31	-3.06	-1.31
2	-0.40	-0.33	2.48	-2.13	-0.94	-0.41	-0.20	1.90	-1.59	-0.73
3	-0.19	-0.05	2.54	-0.32	-0.13	-0.19	-0.01	1.81	-0.10	-0.04
4	-0.03	0.10	2.49	0.64	0.30	-0.04	0.11	1.72	1.07	0.46
5	0.09	0.21	2.53	1.30	0.57	0.09	0.09	1.82	0.82	0.37
6	0.21	0.35	2.51	2.24	0.97	0.21	0.24	1.77	2.32	0.97
7	0.33	0.43	2.50	2.78	1.21	0.33	0.28	1.88	2.51	1.05
8	0.46	0.50	2.56	3.18	1.37	0.46	0.24	2.11	1.95	0.82
9	0.63	0.55	2.49	3.50	1.57	0.63	0.46	2.04	3.69	1.59
High (H)	0.97	0.55	2.57	3.40	1.52	0.97	0.41	2.57	2.72	1.12
H - L	1.96	1.20	2.92	6.52	2.91	1.90	0.84	3.92	3.70	1.51
大市值股票										
Low (L)	-0.92	-0.49	2.59	-3.17	-1.33	-0.88	-0.44	2.33	-3.52	-1.35
2	-0.41	-0.30	2.29	-2.22	-0.93	-0.42	-0.21	1.88	-1.88	-0.78
3	-0.21	-0.05	2.18	-0.40	-0.17	-0.21	0.00	1.71	0.02	0.01
4	-0.06	0.04	2.17	0.29	0.12	-0.06	0.06	1.68	0.59	0.25
5	0.07	0.16	2.11	1.29	0.55	0.07	0.12	1.55	1.33	0.53
6	0.20	0.21	2.20	1.63	0.68	0.20	0.14	1.72	1.47	0.59
7	0.32	0.26	2.13	2.11	0.85	0.33	0.11	1.67	1.27	0.48
8	0.47	0.39	2.16	2.97	1.26	0.47	0.30	1.79	2.93	1.17
9	0.65	0.46	2.21	3.61	1.48	0.65	0.39	2.05	3.39	1.35
High (H)	1.01	0.38	2.53	2.53	1.06	1.00	0.31	2.57	2.29	0.86
H - L	1.93	0.87	3.29	4.38	1.86	1.88	0.75	4.04	3.68	1.32



四、小结

本文探讨了基于 Fama - Macbeth 截面回归方法的股票期望收益率的样本外预测能力，该方法能够利用公司或股票的许多特征来综合得到股票期望收益率的一个预测。基于中国 A 股市场的实证表明，该方法得到的股票期望收益率的样本外预测值具有很明显的截面差异和很强的预测能力，具体结论如下：

1. 在样本内预测的 FM 截面回归分析中，市值特征和反转特征在小市值股票中更为明显，而动量特征在大市值股票中更为明显，行业虚拟变量的加入大大提高了股票期望收益率模型的拟合能力。

2. 在样本外预测中，更多预测变量的加入并没有提高股票期望收益率模型的拟合能力，而只是增加了预测收益率的截面差异。无论是哪种模型，还是选择不同的时间窗口来估计模型参数进行样本外预测，模型的预测收益率都具有显著的解释能力。

3. 利用模型样本外预测收益率构造的投资组合，各组合的平均收益率和夏普指数随着组合预测收益率的增加而增加，但预测收益率最高的组合的风险并不一定高于预测收益率最低的组合的风险，这表明中国股票市场不一定有效。





第五篇

交易策略下篇

全国最低交易手续费免费办理国内正规商品股指原油期货开户 零佣金 不限资金量和交易量直接申请交易所手续费
任何地方费用比我们低 10倍赔偿差价 客服QQ/微信：958218088 期货开户和书籍下载请进：<http://www.7help.net>



第二十一章

基于市场结构的序贯学习模型

第一节 引言

在证券交易，特别是高频交易中，一个核心的问题是如何从时序的指令序列等信息聚集中揭示有效结果，进而根据先验知识学习，构建合适的交易对策。事实上，这一问题的本质根植于更广泛的学科领域，如社会学、心理学、政治学等；同时信息技术，特别是网络与无线通信技术的发展，网络社群的扩张、外延，诸如博客、微博/Twitter、IMs (Instant Messengers)、BBS、Wiki 等一系列工具为信息的大范围集聚提供了可能。总体来说，无论是金融证券市场，还是社群性网络，其背后的信息聚集或学习的机制具有惊人的一致性。证券市场中，投资者通过市场的价格形成与发现来向他人学习，Keynes 即认为股票市场如同选美比赛，投资者并不研究股票基本面，而是试图猜测大家的普遍观点。比如，常见的动量、反转等金融市场异象中，价格的趋势会给投资者提供一个信号，即相当于向投资者传递股票被追捧的程度，促使投资者作出买卖的决定。

在信息聚集的框架下，我们即可认为价格、成交量等信息完全反映了投资者对市场的态度。显而易见，市场信息的聚集性质取决于市场的微观结构，依赖于市场的机制以及交易的方式。在任何情况下，市场微观结构的细节对市场的信息效率的影响力至关重要，对高频交易尤为如此。而在高频交易的场景下，价格、成交量等市场微观结构序列数据即是投资者能够直接分析、处理的对象。因此，我们可以基于市场微观结构的历史信息，通过学习，推断将来的信息分布，这即是交易预测性建模的关键和基础。在这一点上，我们可以将其类比于通信中的编码或推断，即如现代信息论奠基人

Claude Shannon 所言：“通讯的关键是通过选定某一时点的信息近乎准确地在另一时点重现相应内容。”于是，根据市场价格与成交量序列等的先验概率分布，不管是在静态或是动态分析框架下，建立下一期价格等序列的不确定性逻辑将是高频交易策略构建的基础和出发点。

Bayesian 学习模型可以有效地包含投资者对市场先验知识，进行交易信息的处理、更新与预测，因而在市场微观结构建模特别是时序性事件分析中受到重视和广泛的应用。在本文中，我们详细地梳理和分析 Bayesian 序贯 (Sequential) 学习模型的理论框架，着重讨论几个模型的典型应用。具体地，我们由 Glosten 与 Milgrom (1985) 模型出发，考察做市交易 Das 模型的最新进展，分析并探讨 EKOP 模型即 PIN 模型以及最新的 VPIN 算法。由此，我们进一步实证性地研究了 EKOP 等模型在我国市场的应用。

第二节

Glosten - Milgrom 信息模型及其推广

具有 Bayesian 信念的投资者通过结果的概率来测度结果中知情信念的自由度。此处，知情信念即意味着一个 Bayesian 推断过程——投资者基于新的证据更新其先验信念。在进行结果概率估算时，Bayesian 投资者所做的是度量事件相关的前期知识，然后在新一期信息可获取时更新该知识。这样的知识更新处理即可避免基于无限次重复理想假设下做概率猜测。因此，我们即能方便地把信念的更新和推断变换为一个盘分线 (Betting Line) 的进程，依据信息/证据的更新不断地评估对应的预测。

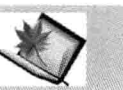
概要地讲，Bayesian 学习模型中，统计推断的核心即是 Bayes 定理：若 H 为一假设（如某一事件的胜率 p ）， E 为某证据。于是在证据 E 下，假设 H 成立的概率为

$$Prob(H|E) = \frac{P(E|H)P(H)}{P(E)} \quad (21-1)$$

即该条件概率分布正比于有关假设 H 的先验概率 $P(H)$ 与假设 H 为真 E 出现概率 $P(E|H)$ 之间的乘积。由此，我们即可放松有关市场效率无偏的先验观点，进而引入一个弱假设，

$$\hat{p}(K) = E(p|K) \quad (21-2)$$

其中 K 即代表交易者的知识空间，它不仅可包含即时、历史事件和市场数





据,也可包含数据与关联变量间的特定关系等信息。由上式,我们能够在期望外对 $\hat{p}$ 进行估算,并在期望内得到参数 p 真实的市场概率。此时,实际的概率值本身可以当成为一个随机变量,估计量 p 则为因变量,而估计量 $\hat{p}$ 并由此可与知识空间 K 建立显式关系。

于是,基于上述 Bayesian 学习模型,我们可结合市场微观结构考察可能的做市商交易算法, Glosten - Milgrom 信息模型即是其中较为重要的一种。该模型假设市场中只有单一证券交易,做市商 (Market - Maker) 即在每一个时间周期内分别根据买卖意愿设定买入与卖出报价 (Bid - Ask Price): P_b 与 P_a ,必要时我们可以进一步将 i 时期对应的买入与卖出报价分别记为, P_b^i 与 P_a^i 。因此,在多个做市商同时在场的情形下,买入市价 (Market Bid Price) 与卖出市价即分别对应为交易者买入价的最大值与卖出价的最小值。同时,我们假设交易的双边分别为做市商与场内交易者,每一期仅有一笔交易发生且交易者随机抵达出现。

Glosten - Milgrom 模型对应于报价驱动型市场,清晰地在买卖价差中反映了逆向选择问题,是做市商交易的重要参照。模型将场内交易者分为两大类,知情交易者与噪声交易者。知情交易者即知晓证券的真实价值 (Fundamental Value),而噪声交易者则对此无任何推断。同时,模型假设做市商对于证券的真实价值无任何私有信息,持有风险中性与零利润的交易信念。因此,模型中核心的思想即是不同交易指令对真实价值信息的表达。于是,做市商与知情交易者之间的非对称信息使得做市商对知情交易者损失利润,即做市商报出较高的买入价和较低的卖出价。而知情交易者即会在卖出价低于真实价值时买入,在买入价高于真实价值时卖出。依据交易信息的更新,做市商即通过 Bayesian 学习规则设定买入与卖出价:买入指令相当于做市商对市场持有正面信念,将买入价设定高于其期望值即 $E[v|Buy] > E[v]$;对应地,卖出指令即意味着其期望有 $E[v|Sell] < E[v]$ 。我们可以简单地认为所交易的证券仅有两个可能价格值,分别为高值 v_H 与低值 v_L ,其期望值即对应

$$E[v] = P(v = v_H)v_H + P(v = v_L)v_L \quad (21-3)$$

于是,在买入指令后,做市商更新其对市场的信念,发出的买入价为,

$$ask = E[v|Buy] = P(v = v_H|Buy)v_H + P(v = v_L|Buy)v_L \quad (21-4)$$

而在买入条件下各价格的概率分布则可以根据 Bayesian 学习规则更新计算,

$$P(v = v_H|Buy) = \frac{P(Buy|v = v_H)P(v = v_H)}{P(Buy)} \quad (21-5)$$

$$P(v = v_L | Buy) = \frac{P(Buy | v = v_L) P(v = v_L)}{P(Buy)} \quad (21-6)$$

而买入的概率为

$$P(Buy) = P(Buy | v = v_H) P(v = v_H) + P(Buy | v = v_L) P(v = v_L) \quad (21-7)$$

相应地, 卖出指令对应设定的卖出价

$$bid = E[v | Sell] = P(v = v_H | Sell) v_H + P(v = v_L | Sell) v_L \quad (21-8)$$

与买入指令相似, 我们同样可以根据 Bayesian 学习规则得到卖出情形下各价格的概率分布,

$$P(v = v_H | Sell) = \frac{P(Sell | v = v_H) P(v = v_H)}{P(Sell)} \quad (21-9)$$

$$P(v = v_L | Sell) = \frac{P(Sell | v = v_L) P(v = v_L)}{P(Sell)} \quad (21-10)$$

以及

$$P(Sell) = P(Sell | v = v_H) P(v = v_H) + P(Sell | v = v_L) P(v = v_L) \quad (21-11)$$

于此, Glosten - Milgrom 模型即得到内生买卖价差 (Spread) 的表示 $S = ask - bid = E[v | ask] - E[v | Sell]$ 。根据买卖价差的变化, 我们能够进一步推断交易者的知情信息等。

总的来说, Glosten - Milgrom 模型较为理论与数学化, 与真实的市场环境有一定的距离。2003 年, Das 对该模型进行了一系列推广和发展, 使得模型与真实市场更为接近。同时, Das 模型扩展了对知情交易者的处理, 允许模型中包含一定的噪声, 即此时知情交易者对于证券真实值持有的信念包含一定的噪声。于是, 我们将其交易信号记为 $W_i = V_i + \tilde{\eta}(0, \sigma_w)$, 其中 $\tilde{\eta}(0, \sigma_w)$ 是一个均值为 0, 方差为 σ_w^2 的正态分布。因此, 若 $W_i > P_{i,a}$ 则该交易者触发买入指令, $W_i < P_{i,b}$ 则触发卖出指令。

由此, 我们更具体地给出 Das 模型关于价格设定的算法流程:

A) 买入报价:

我们认为真实价值 V 是一个随机变量, 但是我们可以根据 Bayesian 学习规则进一步更新这一信念。于是, 对于买入指令, 我们即可得到一个市价买入单的期望,

$$E[V | Buy] = \int_0^{\infty} x P(V = x | Buy) dx \quad (21-12)$$

对应离散情形, 上式可以很方便地表示为:

$$E[V | Buy] = \sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = V_{\max}} V_i P(V = V_i | Buy) \quad (21-13)$$



由 Bayesian 学习规则, 我们进一步可以得到

$$E[V | Buy] = \sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = V_{\max}} V_i \frac{P(V = V_i | Buy) P(V = V_i)}{P(Buy)} \quad (21-14)$$

依上式, 我们即将买入报价设定为 $P_a = E[V | Buy]$ 。考虑 $V_{\min} < P_a < V_{\max}$, 我们将式 (21-14) 进一步改写为:

$$P_a = \frac{1}{P(Buy)} \sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_a} V_i P(Buy | V = V_i) P(V = V_i) + \frac{1}{P(Buy)} \sum_{V_i = P_a+1}^{V_i = V_{\max}} V_i P(Buy | V = V_i) P(V = V_i) \quad (21-15)$$

对于非知情交易者, 其买入决定与 V 值无关, 而知情交易者仅当 $V > P_a$ 时触发买入指令。因此, $P(Buy | V \leq P_a) = (1 - \alpha)\eta$ 以及 $P(Buy | V > P_a) = (1 - \alpha)\eta + \alpha$, 其中 α 为知情交易者的比例, 而 η 则为非知情交易者发出买入信号的概率。综合起来讲, 我们可以进一步将买入报价改写为:

$$P_a = \frac{1}{P(Buy)} \left(\sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_a} ((1 - \alpha)\eta) V_i P(V = V_i) + \sum_{V_i = P_a+1}^{V_i = V_{\max}} ((1 - \alpha)\eta + \alpha) V_i P(V = V_i) \right) \quad (21-16)$$

而关于买入指令的先验概率 $P(Buy)$ 即有,

$$P(Buy) = \sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_a} ((1 - \alpha)\eta) P(V = V_i) + \sum_{V_i = P_a+1}^{V_i = V_{\max}} ((1 - \alpha)\eta + \alpha) P(V = V_i) \quad (21-17)$$

B) 卖出报价:

与买入报价相似, 我们可以得到卖出报价对应的关系, 即对知情交易者与非知情交易者进行买卖概率的估算。非知情交易者触发的卖出指令的概率与其真实值无关, 而当 $P_b < V$ 时知情交易者则触发卖出指令。于是, $P(Sell | V < P_b) = (1 - \alpha)\xi + \alpha$, $P(Sell | V \geq P_b) = (1 - \alpha)\xi$, 其中 ξ 为非知情交易者发出卖出信号的概率。所以, 卖出报价 P_b 即有:

$$P_b = \frac{1}{P(Sell)} \left(\sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_b-1} ((1 - \alpha)\xi + \alpha) V_i P(V = V_i) + \sum_{V_i = P_b}^{V_i = V_{\max}} ((1 - \alpha)\xi) V_i P(V = V_i) \right) \quad (21-18)$$

相似地, 卖出指令的先验概率 $P(Sell)$ 有:

$$P(Sell) = \sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_b-1} ((1 - \alpha)\xi + \alpha) P(V = V_i) + \sum_{V_i = P_b}^{V_i = V_{\max}} ((1 - \alpha)\xi) P(V = V_i) \quad (21-19)$$



可见,做市商即可以通过式(21-16)与(21-18)更新相应的报价与信念。

C) 夹杂噪声情形:

A) 与 B) 中买卖报价即认为知情交易者充分/完全知晓市场的信息,而在真实情形下,知情交易者的信息很可能夹杂有噪声。考虑噪声的影响,我们可以进一步推广 A) 与 B) 中买卖报价的关系。

正如前文所述,我们认为知情交易者持有的价格信息为 $W_i = V_i + \tilde{\eta}(0, \sigma_w)$ 。于是,我们可以给出不同价格下买卖交易触发的条件概率分别为,

$$P(\text{Buy} | V_i \leq P_a) = (1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) > P_a - V_i) \quad (21-20)$$

$$P(\text{Buy} | V_i > P_a) = (1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) < V_i - P_a) \quad (21-21)$$

$$P(\text{Sell} | V_i \leq P_b) = (1 - \alpha)\xi + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) < P_b - V_i) \quad (21-22)$$

$$P(\text{Sell} | V_i > P_b) = (1 - \alpha)\xi + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) > V_i - P_b) \quad (21-23)$$

显然,以上四式中第一项对应着非知情交易者进行买卖的概率,而第二项则反映了知情交易者夹杂噪声后对市场的信念。

由此,我们即可更新相应买卖的概率,

$$\begin{aligned} P(\text{Buy}) &= \sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_a} [(1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) > P_a - V_i)] P(V = V_i) \\ &+ \sum_{V_i = P_a + 1}^{V_i = V_{\max}} [(1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) < V_i - P_a)] P(V = V_i) \quad (21-24) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Sell}) &= \sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_b - 1} [(1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) < P_b - V_i)] P(V = V_i) \\ &+ \sum_{V_i = P_b}^{V_i = V_{\max}} [(1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) > V_i - P_b)] P(V = V_i) \quad (21-25) \end{aligned}$$

而买卖报价相应的有,

$$\begin{aligned} P_a &= \frac{1}{P(\text{Buy})} \left(\sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_a} [(1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) > P_a - V_i)] V_i P(V = V_i) \right) \\ &+ \frac{1}{P(\text{Buy})} \left(\sum_{V_i = P_a + 1}^{V_i = V_{\max}} [(1 - \alpha)\eta + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) < V_i - P_a)] V_i P(V = V_i) \right) \end{aligned} \quad (21-26)$$



$$P_b = \frac{1}{P(\text{Sell})} \left(\sum_{V_i = V_{\min}}^{V_i = P_b - 1} [(1 - \alpha)\xi + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) < P_b - V_i)] V_i P(V = V_i) \right) + \frac{1}{P(\text{Sell})} \left(\sum_{V_i = P_b}^{V_i = V_{\max}} [(1 - \alpha)\xi + \alpha P(\tilde{\eta}(0, \sigma_w) > V_i - P_b)] V_i P(V = V_i) \right) \quad (21-27)$$

D) 概率密度的估算与更新:

我们需要考虑市场不同交易指令变化, 进一步更新对市场的信念即对应的后验概率密度。于是, 各情形下的条件概率有:

$$(1) \text{ 当 } V_i \leq P_a, \text{ 市价买入指令, } P(V_i | \text{Buy}, V_i \leq P_a) = \frac{P(\text{Buy} | V_i \leq P_a) P(V_i)}{P(\text{Buy})}$$

$$(2) \text{ 当 } V_i > P_a, \text{ 市价买入指令, } P(V_i | \text{Buy}, V_i > P_a) = \frac{P(\text{Buy} | V_i > P_a) P(V_i)}{P(\text{Buy})}$$

$$(3) \text{ 当 } V_i \leq P_b, \text{ 市价卖出指令, } P(V_i | \text{Sell}, V_i \leq P_b) = \frac{P(\text{Sell} | V_i \leq P_b) P(V_i)}{P(\text{Sell})}$$

$$(4) \text{ 当 } V_i > P_b, \text{ 市价卖出指令, } P(V_i | \text{Sell}, V_i > P_b) = \frac{P(\text{Sell} | V_i > P_b) P(V_i)}{P(\text{Sell})}$$

而先验概率分布 $P(V_i)$ 则可由一个概率分布函数确定, 而买 ($P(\text{Buy})$) 或卖 ($P(\text{Sell})$) 指令概率则可分别由式 (21-24) 与式 (21-25) 计算确定, 而各项买卖指令的条件概率则由式 (21-20) - (21-23) 得到。

同样, 我们可以考虑某一时间周期内没有交易触发, 此时对应的概率估计可以表示为,

$$P(V_i | NO) = \frac{P(NO | V_i) P(V_i)}{P(NO)} \quad (21-28)$$

而在不同价格下, 不发生交易情形的概率:

$$P(NO | V_i > P_a) = (1 - \alpha)(1 - \eta - \xi) + \alpha P(V_i - P_a < \tilde{\eta}(0, \sigma_w)) \quad (21-29)$$

$$P(NO | V_i < P_b) = (1 - \alpha)(1 - \eta - \xi) + \alpha P(P_b - V_i > \tilde{\eta}(0, \sigma_w)) \quad (21-30)$$

$$P(NO | P_b \leq V_i \leq P_a) = (1 - \alpha)(1 - \eta - \xi) + \alpha [P(P_b - V_i < \tilde{\eta}(0, \sigma_w)) + P(V_i - P_a < \tilde{\eta}(0, \sigma_w))] \quad (21-31)$$

以上诸式中, 第一项即表示非知情交易者不触发买也不触发卖的概率, 而第二项则是夹杂噪声后知情交易者不发出来买卖指令的概率。

若知情交易者对市场信息具有完全的信念即无噪声, 我们同样可以分类



进行考察。当 $V_i > P_a$ 或 $V_i < P_b$ 时, 非知情交易者触发交易的概率即为 $\eta + \xi$, 而知情交易者则各自触发买或卖的指令; 当 $P_b \leq V_i \leq P_a$ 时则仅有非知情交易者触发交易, 对应的概率即为 $\eta + \xi$ 。于是, 我们可以相应地给出无交易触发的概率,

$$P(NO|V_i > P_a) = (1 - \alpha)(1 - \eta - \xi) \quad (21-32)$$

$$P(NO|V_i < P_b) = (1 - \alpha)(1 - \eta - \xi) \quad (21-33)$$

$$P(NO|P_b \leq V_i \leq P_a) = (1 - \alpha)(1 - \eta - \xi) + \alpha \quad (21-34)$$

显而易见, 较于 Glosten - Milgrom 模型, Das 模型能够更多地反映市场的动态特性。首先, Das 模型能够有效地更新证券真实价值的变化, 能够动态地估算买卖报价; 其次, 对知情交易者显式地包含噪声的推广使得 Das 模型更贴近市场的动态特征。

根据 Das 模型的已有形式, 我们并不能直接解析得到买卖报价的具体设定。其中的困难在于, 我们对价格序列 V 没有先验的概率分布, 复杂的处理可能使得计算难以实现。同时我们对 $V_{\min}$ 与 $V_{\max}$ 并无确定的数值。因此, 在实际处理中, 我们需要做进一步的近似。我们假设在初始时刻做市商对真实值持有完全的信念, 而对于初始价值的估算则通过一个正态分布做先验性设定。对买卖报价的计算, 我们则可以根据 Glosten - Milgrom 模型对 $E[v]$ 估算, 不断地循环调整买卖报价, 确定式 (21-26) 与 (21-27) 给出的报价。

相似地, 通过价差的变化, 我们可以通过 Bayesian 学习规则进一步对 Das 模型做近似, 并将其记为价差模型 (Spread Model)。利用指令种类和数目, 我们可以分别估算执行买、卖以及不触发交易等三类指令的概率,

$$rP(\text{Buy}) = \frac{\text{number. of. buys}}{\text{total. number. of. orders}} \quad (21-35)$$

$$rP(\text{Sell}) = \frac{\text{number. of. sells}}{\text{total. number. of. orders}} \quad (21-36)$$

$$rP(\text{Hold}) = \frac{\text{number. of. holds}}{\text{total. number. of. orders}} \quad (21-37)$$

每一交易周期, 做市商即按式 (21-35) - (21-36) 分别计算各类交易指令的概率。于是, 买卖价差 (Bid - Ask Spread) 的位置可以通过以上概率的最大值来确定。若 $rP(\text{Buy})$ 为最大值时, 则认为该证券的真实价值在买卖价差之上, 做市商对应地提高买卖报价, 即当指令为买单时,

$$a_t = a_{t-1} + \frac{\Delta a}{k} \quad (21-38)$$

$$b_t = b_{t-1} \quad (21-39)$$

而当指令为卖单时，

$$a_t = a_{t-1} \quad (21-40)$$

$$b_t = b_{t-1} + \frac{\Delta b}{k} \quad (21-41)$$

而无交易触发时，买卖报价则应更新为

$$a_t = a_{t-1} + \frac{\Delta a}{k} \quad (21-42)$$

$$b_t = b_{t-1} + \frac{\Delta b}{k} \quad (21-43)$$

同样， $rP(\text{Sell})$ 或 $rP(\text{Hold})$ 为最大值时，我们可以对应地更新调整做市商的买卖报价。其中 Δa 、 Δb 每一周期内增加或减少报价的幅度，并通过设置 k 减小变化幅度以较好地近似证券的真实价值。在文后实证分析中，我们会发现以上模型对指令流的考察有着较大的噪声。而对此，我们可以采用 Das 模型中交易者对各买卖指令触发的概率来做进一步分析。

第三节 EKOP 模型及其发展

一、EKOP 模型

基于 Bayesian 定理，Easley 等（1996）深入地考察分析了证券交易中的逆向选择，在买卖价差与市场非对称信息之间建立了联系。所谓的逆向选择即交易中出现被动交易指令逆向的触发，该快速成交的却缓慢执行，该缓慢执行的却快速成交。这一趋势的出现使得知情交易者从非知情交易者获取流动性，即发生财富的转移。显然对于做市商来说，知情交易者的出现将使其无意识地以损失利润的方式向知情交易者提供流动性，因此度量市场中知情交易者的变化/比率即显得尤为重要，是证券实际交易的重要参照。有的观点即认为，2010 年美国市场发生的闪电崩盘即与知情交易者的交易行为相关，逆向选择使得做市商出现逆向选择而耗尽流动性。

Easley 等（1996）对市场知情交易者的特征进行了详细考察研究，即 EKOP 模型并引入了知情交易概率（Probability of Informed Trading, PIN）的度量。这一度量能够有效分析非对称信息对资产定价的影响，受到业界与学术界的广泛重视。基于此，Easley 等（2008）与 Easley 等（2011）进一步发



展了时变知情交易概率与知情交易的成交量同步概率 (Volume - synchronized Probability of Informed Trading)。余下，我们即详细地梳理、分析 EKOP 模型的构建，并考察其最新的推广即 VPIN 模型。

与 Glosten - Milgrom 模型类似，EKOP 模型假设知情交易者与非知情交易者具有不同的行为，即知情交易者可以通过 Bayesian 学习规则不断地更新其市场信念，依据不同的消息更新买卖报价，即市场的好消息与坏消息使得知情交易者能够及时调整对于证券真实价格的信念。

具体地讲，假设 V_i 为证券资产在交易周期 i 的价格，其中 $i = \{1, \dots, N\}$ ，并认为在好消息的影响下，其价格为 $\bar{V}_i$ ；而在坏消息的影响下其价格对应为 $\underline{V}_i$ 。而与 Glosten - Milgrom 模型类似，我们假设不知情交易者无视市场的消息变化以固定的概率触发买或卖的指令。在 EKOP 模型中，我们假设持有好消息、坏消息以及无消息的交易者分别服从三个独立 Poisson 过程。于是，无消息的交易者始终以 ε 的速率进行买卖（更全面分析，我们可以假设无消息交易者的买卖速率不等），而知情交易者则根据所持市场信念以速率 μ 进行买或卖的交易。我们直观地以图 21 - 1 表示 EKOP 模型对应的交易过程。

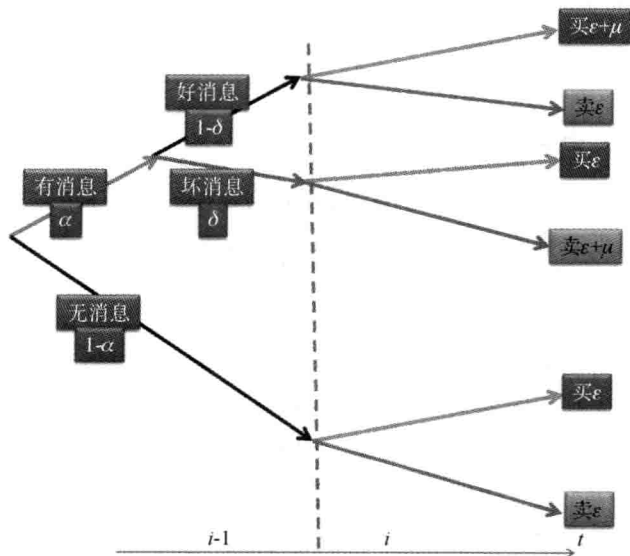


图 21 - 1 EKOP 模型交易过程流程树状图

因此，EKOP 模型认为每一交易周期内市场发生的过程即对应于图 21 - 1 三分枝的一个。需要指出的是，我们可以更细致地区分交易者的不同交易行

为, 如 Easley 等 (1992) 给出的模型即考察了非知情交易者对买和卖的不同信念。假设 $P(t) = (P_n(t), P_b(t), P_g(t))$ 为做市商对市场不同情形 (即无消息、坏消息与好消息) 的先验信念。因此, 在交易周期 $i-1$ 时刻, 如图 21-1 的示意, $P(i-1) = (1-\alpha, \alpha\delta, \alpha(1-\delta))$ 。随着交易进行, 做市商即根据触发或接收的交易指令, 即按 Bayesian 学习规则更新其信念。若 t 时刻, 一个卖出指令触发, 不同消息的后验概率即有

$$P(X|Sell, t) = \frac{P(Sell|X, t)P(X)}{P(Sell)} \quad (21-44)$$

以及,

$$\begin{aligned} P(Sell, t) &= P_n P(Sell|No) + P_g P(Sell|Good) + P_b P(Sell|Bad) \\ &= (1-\alpha)\varepsilon + \alpha(1-\delta)\varepsilon + \alpha\delta(\varepsilon + \mu) = \varepsilon + \mu P_b(t) \end{aligned} \quad (21-45)$$

这即表明触发卖出交易的概率正比与无知情交易触发的速率加上坏消息所触发的交易概率。于是,

$$\begin{aligned} P(NO|Sell, t) &= \frac{P(Sell|NO, t)P(NO)}{\varepsilon + \alpha\delta\mu} = \frac{\varepsilon P(NO)}{\varepsilon + \mu P_b(t)} \\ P(Bad|Sell, t) &= \frac{P(Sell|Bad, t)P(Bad)}{\varepsilon + \alpha\delta\mu} = \frac{(\varepsilon + \mu)P(Bad)}{\varepsilon + \mu P_b(t)} \quad (21-46) \\ P(Good|Sell, t) &= \frac{P(Sell|Good, t)P(Good)}{\varepsilon + \alpha\delta\mu} = \frac{\varepsilon P(Good)}{\varepsilon + \mu P_b(t)} \end{aligned}$$

其中 $(P(NO), P(Bad), P(Good)) = P(t)$ 。在零利润期望下, 做市商的买入报价即为卖出条件下对证券的价格期望,

$$bid(t) = E[V|Sell] = \frac{\varepsilon P_n(t)V^* + (\varepsilon + \mu)P_b(t)\bar{V} + \varepsilon P_g(t)\bar{V}}{\varepsilon + \mu P_b(t)} \quad (21-47)$$

同样, 我们可以给出相应的卖出报价, 即买入条件下对证券的价格期望,

$$ask(t) = E[V|Buy] = \frac{\varepsilon P_n(t)V^* + \varepsilon P_b(t)\bar{V} + (\varepsilon + \mu)P_g(t)\bar{V}}{\varepsilon + \mu P_g(t)} \quad (21-48)$$

同时, 证券的价格历史期望 $E[V|t] = P_n(t)V^* + P_b(t)\bar{V} + P_g(t)\bar{V}$, 于是我们即可将式 (21-47) 与 (21-48) 改写为,

$$bid(t) = E[V|t] - \frac{\mu P_b(t)}{\varepsilon + \mu P_b(t)}(E[V|t] - \bar{V}) \quad (21-49)$$



$$ask(t) = E[V|t] + \frac{\mu P_g(t)}{\varepsilon + \mu P_g(t)} (\bar{V} - E[V|t]) \quad (21-50)$$

以上两式即显式表明知情交易者与非知情交易者对买卖报价的影响。若交易中, 市场没有任何消息发生即 $\mu = 0$ 时, 买卖报价即直接为证券资产前期的价格期望。同样, 市场中若都是知情交易者, 对应买卖报价即为 $bid(t) = \bar{V}$, $ask(t) = \bar{V}$, 因此市场最终会耗尽流动性而关闭。所以, 一般来说市场同时存在有知情交易者与非知情交易者, 而买卖报价之间的价差 (Spread) 即可以认为是做市商对于知情交易设置的保护。具体地, t 时刻价差即为 $\Sigma(t) = ask(t) - bid(t)$

$$\Sigma(t) = \frac{\mu P_g(t)}{\varepsilon + P_g(t)\mu} (\bar{V} - E[V|t]) + \frac{\mu P_b(t)}{\varepsilon + P_b(t)\mu} (E[V|t] - \bar{V}) \quad (21-51)$$

这一形式表明价差是知情信息对做市商买与卖损失的期望, 即第一项为知情买入者的概率乘以其获利, 第二项则对应为知情卖出交易者的概率与其获利的乘积。故而可以引入一个概率来度量知情交易, 即

$$PI(t) = \frac{\mu(P_g(t) + P_b(t))}{2\varepsilon + \mu(P_g(t) + P_b(t))} = \frac{\mu(1 - P_n(t))}{2\varepsilon + \mu(1 - P_n(t))} \quad (21-52)$$

上式直接取决于知情交易与非知情交易的速率, 以及做市商对于各事件发生的信念。同样, 如果市场无任何消息发生即 $P_n(t) = 1$ 或交易者不基于私有信息交易即 $\mu = 0$, 则 $PI(t) = 0$ 且价差 $\Sigma(t) = 0$ 。同样, 若所有交易者均进行知情交易即 $\varepsilon = 0$, $PI(t) = 1$ 而价差 $\Sigma(t) = \bar{V} - \underline{V}$, 表明做市商此时应当选择尽可能大的价差以避免向知情交易者提供流动性。

EKOP 模型从做市商不破产或者零利润的视角揭示非对称信息对市场微观结构的影响。如果, 我们能够掌握交易指令所揭示的信息内容, 估算式 (21-52) 中诸项参数 $\Theta = (\alpha, \delta, \varepsilon, \mu)$, 我们即能够大概率地回避交易可能的风险。而参数 Θ 的估算直接与交易指令的速率相关, 但是我们并不能直接在交易指令中得到有关信息, 如 α 和 δ 作为市场三种信息事件发生的概率, 即不是直接可观测的量。同样, 其他参数作为知情或非知情交易者的交易速率, 我们亦无法直接分辨。为了解决这个问题, EKOP 模型即通过假定不同买、卖交易服从三个 Poisson 过程中的一个。基于此, 我们即可认为交易数据反应了市场所对应的微观信息结构。

对应地, 我们可以基于 Poisson 过程分别构造不同消息对应的似然函数。于是, 当交易周期为 T , 坏消息出现时, 包含 B 个买单、 S 个卖单交易序列指令相应的似然函数为,





$$\frac{e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^B}{B!} e^{-(\mu+\varepsilon)T} \frac{[(\mu+\varepsilon)T]^S}{S!}}{(21-53)}$$

而对于无事件的交易周期, 其似然函数即为,

$$\frac{e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^B}{B!} e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^S}{S!}}{(21-54)}$$

而出现好消息时则为,

$$\frac{e^{-(\varepsilon+\mu)T} \frac{[(\varepsilon+\mu)T]^B}{B!} e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^S}{S!}}{(21-55)}$$

以上表明, 通过交易的买卖单总数 (B, S) , 我们即可能估算买卖交易的速率。依据事件发生的概率, 基于以上三个独立 Poisson 过程的似然函数, 我们即可得到整个交易过程的似然函数,

$$\begin{aligned} L((B, S) | \Theta) = & (1 - \alpha) * e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^B}{B!} e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^S}{S!} \\ & + \alpha \delta * e^{-\varepsilon T} \frac{[(\varepsilon + \mu) T]^B}{B!} e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^S}{S!} \\ & + \alpha (1 - \delta) * e^{-(\varepsilon + \mu) T} \frac{(\varepsilon T)^B}{B!} e^{-(\varepsilon + \mu) T} \frac{[(\varepsilon + \mu) T]^S}{S!} \end{aligned} \quad (21-56)$$

认定每个交易周期间互为独立, 多周期内的似然函数即为各自乘积,

$$L(M | \Theta) = \prod_{i=1}^I L(\Theta | B_i, S_i) \quad (21-57)$$

至此, 我们即可以根据交易数据最大化求解似然函数 $L(M | \Theta)$ 以估算参数 $\Theta = (\alpha, \delta, \varepsilon, \mu)$, 得到围绕着该股票的知情交易与非知情交易的速率以及事件信息等市场结构。

二、时变 EKOP 模型与 VPIN

在 EKOP 模型中, 假定无论知情交易还是非知情交易都以恒定的速率触发。Easley 等 (2008) 进一步发展了时变模型, 即考察了市场微结构的动态特性, 假设知情交易和非知情交易的到达速率是可变的, 并构造了一个类似与 GARCH 的双变量到达速率过程, 相应的对数似然函数,

$$\begin{aligned} L(\{y_t\}_{t=1}^T | \Theta) = & \sum_{t=1}^T [-2\varepsilon_{t-1} + (B_t + S_t) \ln(\mu_{t-1} + \varepsilon_{t-1})] \\ & + \sum_{t=1}^T \ln[\alpha(1 - \delta)e^{-\mu_{t-1}} x_{t-1}^{S_t} + \alpha \delta e^{-\mu_{t-1}} x_{t-1}^{B_t} + (1 - \alpha) x_{t-1}^{B_t + S_t}] - \ln[B_t S_t] \end{aligned} \quad (21-58)$$

其中 $x_t \equiv \varepsilon_t / (\mu_t + \varepsilon_t)$ 。同样, 我们可以通过交易数据最大化式 (21-58)

求解确定参数 $\Theta = (\alpha, \delta, \varepsilon_t, \mu_t)$ 。相应地，

$$PIN_t \equiv \frac{\alpha \mu_{t-1}}{\alpha \mu_{t-1} + 2\varepsilon_{t-1}} \quad (21-59)$$

而 Easley 等 (2012) 进一步通过成交量划分发展了知情交易的成交量同步概率 VPIN，

$$VPIN \equiv \frac{\alpha \mu}{\alpha \mu + 2\varepsilon} \approx \frac{\sum_{\tau=1}^n |V_{\tau}^S - V_{\tau}^B|}{nV} \quad (21-60)$$

此时我们对应即不需要通过似然函数构造做非对称信息交易估算。

第四节 模型实现与实证分析

可见，依据 Bayesian 顺序学习模型，我们能够以盘分线的方式实现可能的买卖报价推断，从买卖交易数据提取非对称信息的比率。同时，Bayesian 学习模型可扩展的框架，也使得我们能够进一步包含更多维度的信息数据以适应市场的动态特征，这将有助于提高我们对市场价格动态变化的认知与理解，从而为建立可靠有效的做市报价、交易策略奠定基础。

我们简要地讨论 EKOP 模型的实现以及 VPIN 的估计，并实证地对我国证券市场数据进行了概要性考察和分析。

在 EKOP 模型中，最关键的输入信息是证券资产买卖指令的分类，即式 (21-57) 中的 (B, S)。买卖指令的分类主要有三种方法：

- (1) 以 Lee - Ready (1991) 为代表的中点优势检验 (Midpoint Test)；
- (2) 分笔检验，Fiucane (2000) 对此进行了详细讨论；
- (3) Bid - Ask 优势检验，Ellis 等 (2000) 给出了对应的算法。

通过以上各种分类方法，我们即有可能确定交易主买、主卖指令的信息，猜测交易聚集的方向，进而推测交易的方向，我们将在后续研究中讨论不同分类方法的特性。因此在本书中，我们将以 Lee - Ready 算法完成对成交单的分类。Lee - Ready 算法以当期交易价格与之前期价格序列做比较，实现对买卖交易的分类。同时，我们以工商银行 (601398.SH)、沪深 300 股指期货主力合约作为 EKOP 模型等考察的对象，考察周期为 2012 年 8 月 20 日至 9 月 11 日。



在 Lee - Ready 算法中，交易的分类依据是买卖价格序列前后变化，与成交量无直接的关联。在我们考察中，分别以 10 秒和 1 分钟做为日内交易分类的周期，如表 21 - 1 所示，即 Quote 算法将每天的交易次数分别归类为无交易方向的成交（No Trade），主买导致的成交（Buy Initiated）以及主卖导致的成交（Sell Initiated）。由表 21 - 1，我们发现这段时期内招商银行无论主买或是主卖的成交的比率均较低，为无交易方向的成交次数主导；而沪深 300 股指期货则有显著的差异，其买卖主导的成交均有相当的数量。同时，10 秒与 1 分钟的周期差异对交易的分类有一定的影响。需要指出的是高频数据有可能给结果带来更多的噪声，而如何检验分类算法的有效性则需要通过更为精细的交易数据如 Level - 2 等做进一步分析与比较。

表 21 - 1 Quote（报价）算法对交易数据分类结果

招商银行 601398.SH：10 秒										
Day	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No Trade	1379	1347	1304	1254	1377	1366	1392	1409	1374	1348
Buy Initiated	29	46	65	90	30	38	23	15	31	46
Sell Initiated	31	46	70	95	32	35	24	15	34	45
Day	11	12	13	14	15	16	17			
No Trade	1309	1375	1321	1393	1331	1400	1384			
Buy Initiated	70	34	61	23	51	18	28			
Sell Initiated	60	30	57	23	57	21	27			
招商银行 601398.SH：1 分钟										
Day	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No Trade	218	194	188	153	211	209	216	217	205	208
Buy Initiated	9	24	24	40	14	15	11	11	15	14
Sell Initiated	12	21	27	46	14	15	12	11	19	17
Day	11	12	13	14	15	16	17			
No Trade	194	218	196	211	183	215	212			
Buy Initiated	25	13	24	14	24	11	12			
Sell Initiated	20	8	19	14	32	13	15			





续表

沪深 300 股指期货：10 秒										
Day	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No Trade	677	645	681	651	648	654	693	633	638	648
Buy Initiated	487	487	480	480	515	504	462	506	500	476
Sell Initiated	455	487	458	488	456	461	464	480	481	495
Day	11	12	13	14	15	16	17			
No Trade	646	726	685	675	570	626	611			
Buy Initiated	490	474	488	485	506	502	505			
Sell Initiated	483	419	446	459	543	491	503			
沪深 300 股指期货：1 分钟										
Day	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No Trade	98	97	103	91	92	96	90	110	95	111
Buy Initiated	89	79	84	90	96	105	93	88	94	79
Sell Initiated	82	93	82	88	81	68	86	71	80	79
Day	11	12	13	14	15	16	17			
No Trade	99	107	107	98	75	89	92			
Buy Initiated	74	90	85	75	93	91	93			
Sell Initiated	96	72	77	96	101	89	84			

基于表 21-1 对交易的分类，我们即可通过最大化 EKOP 模型的似然函数，确认参数 $\Theta = (\alpha, \delta, \varepsilon, \mu)$ 。我们即在表 21-2 总结 EKOP 模型对知情交易概率的估计值，可见不同的周期分类对于结果估算有明显的影响。同时，结果也表明在这一时期内，个股与期货合约都存在较高的知情交易概率。在表 21-3 与图 21-2 中，我们对应地给出了工商银行和主力合约知情交易概率与价格变化走势。从结果来看，对于工商银行，相对高位的知情交易概率对后市有一定的领先预警特性；而对于主力合约，知情交易概率对指数的收益并无明显的预测关系，这可能与选择的时间周期、成交量分类算法的准确性等有较直接的关系，同时也可能源于期货市场微观结构的差异。我们将扩展考察的周期，对结果关联进行更详细的分析。而对于时变知情概率模型的估算，我们亦将在后续考察中进行详细的分析和比较。需要指出的是，结果表现出较高的知情交易概率与工商银行、主力合约较高流动性的特征并不相符，因此结果仅仅可能在定性上具有意义。要进行更具体、定量的考察，我们需要对交易方向分类进行更细致的研究，选用如 Lee - Ready 算法或者更

底层 Level-2 数据等修正我们相关的估计和分析。

表 21-2 EKOP 模型参数估算结果 (20120820 ~ 20120911)

分类周期	工行 601398; PIN	主力合约 IF00; PIN
10 秒	0.956	0.846
1 分钟	0.978	0.763

表 21-3 EKOP 模型参数估算结果 (20120820 ~ 20120911)

PIN	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
601398	0.143	0.988	0.776	0.950	0.905	0.728	0.984	0.978	0.992	0.968
主力合约 IF00	0.855	0.980	0.851	0.730	0.608	0.534	0.513	0.845	0.370	0.819
PIN	11	12	13	14	15	16	17			
601398	0.987	0.394	0.831	0.905	0.955	0.974	0.991			
主力合约 IF00	0.824	0.900	0.900	0.856	0.615	0.994	0.609			

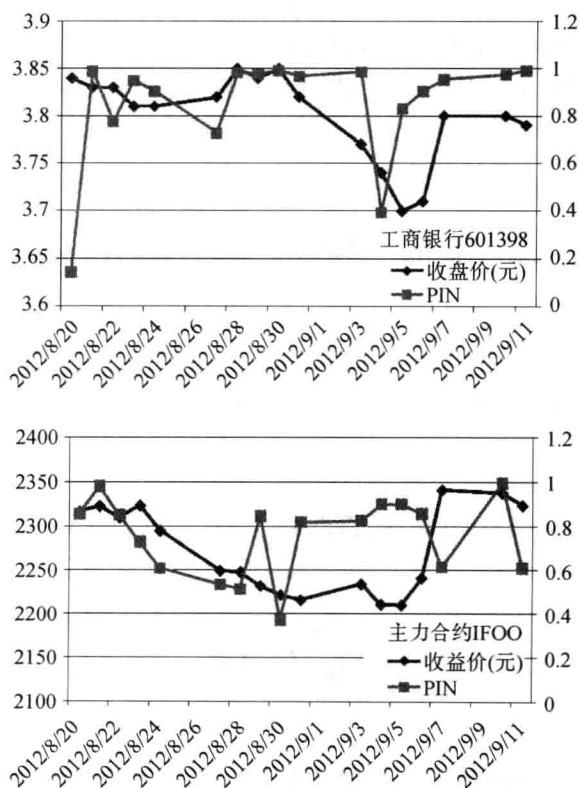


图 21-2 知情交易概率与价格变化走势





估算 VPIN 即知情交易的成交量同步概率, 我们一样需要对交易数据进行分类。式 (21-60) 给出的 VPIN 估算与成交量关联, 即需要对成交量进行主买、主卖的分类。对此, Easley 等 (2012) 引入了块成交量分类 (Bulk Volume Classification, BVC) 的方法, 对成交量信息进行买卖归类。简单地, 我们按时间或成交量将成交量序列进行聚集分辨, 即

$$V_{\tau}^B = V_{\tau} \cdot Z\left(\frac{P_{\tau} - P_{\tau-1}}{\sigma_{\Delta P}}\right)$$

$$V_{\tau}^S = V_{\tau} \cdot \left[1 - Z\left(\frac{P_{\tau} - P_{\tau-1}}{\sigma_{\Delta P}}\right)\right] = V - V_{\tau}^B \quad (21-61)$$

其中, V_{τ} 为 τ 周期内的交易量, V_{τ}^B 与 V_{τ}^S 对应为主买、主卖的交易量。而 Z 则为标准正态分布的累积分布函数, $P_{\tau} - P_{\tau-1}$ 则是近邻周期价格变化, $\sigma_{\Delta P}$ 是交易量加权的价格变化方差。由于分类方法采用了正态分布的假设, 有理由相信在交易量不活跃的个股这类分类方法并不适合, 而分笔归类此时可能是更合适的处理方法。我们即采用 BVC 算法对股指期货主力合约的交易量分类, 进而计算对应的 VPIN 值。在计算中, 我们选择 1 分钟周期的成交数据以及 $n=50$ 考察对应的 VPIN 值, 而时间周期等选择对结果的影响以及 VPIN 与收益率的统计关系我们将在后续讨论中更具体地探讨与分析。

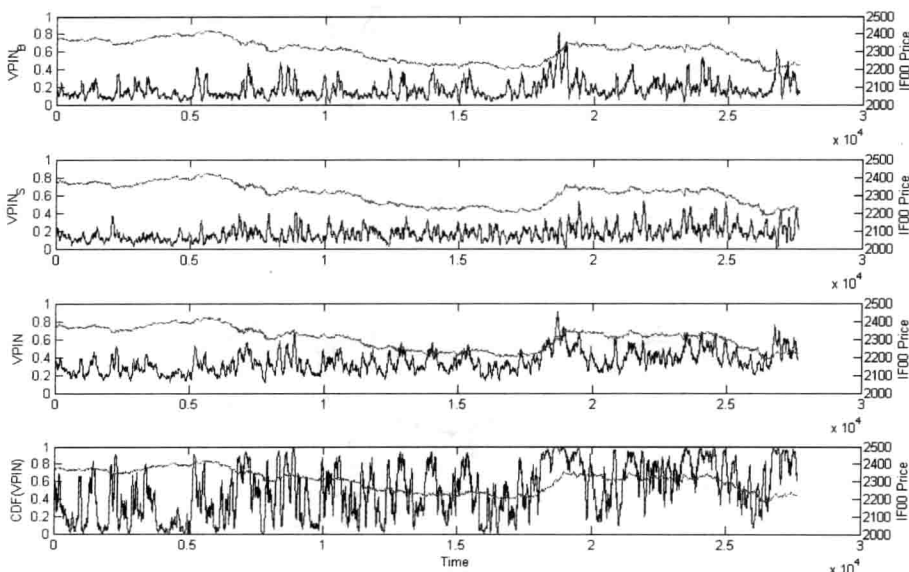


图 21-3 沪深 300 期货主力合约 8 月初至 9 月 24 日 1 分钟周期的 VPIN 变化

如图 21-3 所示, 我们给出了沪深 300 期货主力合约的 VPIN 以及累积函数 CDF (VPIN) 等。图中结果表明较大的 CDF (VPIN) 值通常能够提前揭示价格变化上升或下跌的走势。特别是中段上升趋势中 CDF (VPIN) 稳定保持在 1 附近, 同时买入的 VPIN 值也显著大于卖出的 VPIN 值, 然而从结果来看这一段 CDF (VPIN) 变化的领先性并不显著。而如何更有效地揭示知情交易的度量与领先性, 我们可能从交易分类算法、交易周期等多个相关环节发掘或提高 VPIN 值计算的准确性。在后续考察中, 我们将更系统地考察交易量划分算法、周期选择等以揭示交易中可能存在的知情交易活动。

第五节 结论与建议

(1) 我们系统地总结了 Bayesian 顺序学习模型在时序事件 (Sequential Events) 建模中的整体框架和最新进展。

(2) 基于 Bayesian 统计学习规则, 我们着重考察了几个典型模型。以 Glosten - Milgrom 信息模型和逆向选择为出发点, 考察了 Das 模型在做市商报价设定的扩展, 详细讨论了 EKOP 模型及其时变的推广, 并最后讨论了知情交易的成交量同步概率 (VPIN) 的估算框架。

(3) 基于 EKOP 模型, 我们讨论并分析了知情交易概率的实现, 并对工商银行以及股指期货主力合约进行了实证考察。基于 Lee - Ready 算法, 我们对 10 秒、1 分钟盘口报价进行了分类, 以识别主买、主卖的成交。分类结果表明, 时间周期的选择对主买、主卖成交的影响并不显著。对于工商银行, 发现较大数值的知情交易概率对股价趋势有一定的领先性; 而对于股指期货合约并无明显指向。

(4) 结合成交量块分类算法 (BVC), 我们实证地讨论了 VPIN 的实现。通过对股指期货主力合约 8 月至 9 月间的 1 分钟成交数据, 我们分别考察买、卖与绝对 VPIN 值的变化关系以及 VPIN 的累积函数 (CDF)。结果表明, VPIN 累积函数对市场的风险有一定领先预警的意义; 同时结果也表明, 9 月 7 日股指大幅上扬对应的 VPIN 累积函数接近 1, 但是领先效果并不明显。

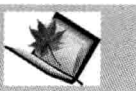
(5) 买、卖成交量的分类算法的准确性是知情交易概率估计的基础, 因此进一步结合 Level - 2 等更精细市场数据确认买卖成交分类是提高知情交易概率的重要手段和发展方向。



(6) 市场微观结构的细节对于市场信息效率的影响至关重要，如何分析知情交易信息的效率，建立价格发现能力之间的关联也是顺序学习模型中需要进一步考察的内容和方向。

(7) 从市场微观结构揭示市场的信息量，并如何由静态过渡至动态竞争是序贯学习模型进一步的发展和考察的方向。这要进一步包含交易者学习的信息外部性以及博弈均衡的动态变化。

(8) 序贯模型更进一步结合市场动态信息，如价格波动性、市场深度等，将有助于揭示市场价格的信息量，亦将是我们重点考察的内容和方向。





第二十二章

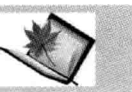
基于二阶段模型的中国股市资金流向研究^①

第一节 引言

资金流向 (money flow) 作为股票市场的一项常用技术指标, 对此进行的实务研究已比较完善, Welles Wilder 于 1989 年在 Stock & Commodities 杂志首次发表资金流量指标 (Money Flow Index, 简称 MFI), 用该指标衡量资金和整体市场的脉动, 该理论认为: 当 MFI 超过数值 80 时属于超买区, 市场可能产生逆转, 应该卖出; 当 MFI 低于数值 20 时属于超卖区, 市场可能产生逆转, 则应该买进; MFI 数值在 50 附近, 则表示市场没有什么大的趋势。《华尔街日报》于 1998 年 10 月首次采用关于资金流向的四种指标开始对每日市场资金流向以及资金流入和资金流出最高的 30 家公司进行报道。除此之外, 越来越多的金融投资网站根据各自对资金流向的计算方法, 对资金流向数据进行统计。

资金流向作为技术指标已经在股票实践中得到广泛地运用。尽管证券分析师对每日、每周的资金流向进行统计, 并经常在报纸及财经媒体中发表资金流向对股市走势判断的观点, 但对这类指标的效用进行实证检验较少, 直接对成交量进行研究的文献较多。在从成交量入手进行实证研究时, 学者们主要从成交量与价格关系、成交量与股票收益关系、成交量与运行趋势关系以及成交量与股价波动关系四个角度来研究成交量和其他变量之间的关系。Rogalski et al (1983) 及 Chen et al (2002) 采用日交易数据对成交量与股价关系进行分析, 发现成交量与股价之间呈正相关关系; Cai et al (2006) 利

^① 本章的一个节略版本曾发表于《管理世界》2011 年第 2 期。



用高频数据分析，发现大型交易对累积股票价格的上涨影响最大；Huang 和 Ting（2008）通过建立价格冲击模型来推断隐含的真实价格，认为价格的影响是瞬间的，即发生在瞬间的交易才会影响价格。Kon（1984）、Copeland（1976）、Harris 和 Raviv（1993）及 Wang（1994）分别建立混合分布模型（mixture of distribution hypothesis, MDH）、信息有序到达模型（sequential arrival of information）、理念分散模型（differences opinion model）及理性预期资产定价模型（rational expectation asset pricing model, REAP）证明成交量与股票收益之间呈正相关关系，而华仁海和仲伟俊（2002）、王杉和宋毓明（2006）及 Ning 和 Wirjanto（2009）从实证检验上也得出成交量与股票收益存在正相关关系。Chordia 和 Swaminathan（2000）对成交量与短期收益可预测性之间的相互影响进行检验，结果表明成交量大的股票日收益高于成交量小的股票日收益；Glaser 和 Weber（2009）发现过去的市场回报与组合投资收益对过去的个人投资者交易活动产生影响，Emawtee 和 Brooks（2010）认为成交量对澳大利亚市场中交易量大的上市公司股票收益有预测能力，而对交易量小的上市公司股票收益没有预测能力。Wu 和 Xu（2002）研究发现在美国纽约股票市场收益的波动性与成交量占总成交量的百分率高度相关，尤其在道琼斯指数中，成交量较大的股票与股票收益的波动性这种相关关系更加明显；Tay 和 Ting（2006）研究发现价格变动的倾斜度依赖于成交量变化的倾斜度，并且价格发生较长期变化的可能性是随成交量的增加而增加。

资金流向是股市中资金主动选择的方向，即成交量在实际操作中具有方向性。对成交量进行区分资金流入成交量和资金流出成交量，从量的角度去分析资金流向的文献并不多。Kim（2000）采用资金流向数据，发现订单的不平衡对股票收益有负向预测作用。Bennett 和 Sias（2001）发现资金流向与同期收益正相关，滞后的资金流向可以预测未来资金流向，而 Chan 和 Lakonishok（1995）认为资金流向与滞后收益呈正相关关系。Frazzini 和 Lamont（2008）使用共同基金流量作为衡量个人投资者对不同股票的情绪，发现当前高涨的情绪导致未来较低的股票收益。Campbell 和 Ramadorai（2009）等人认为机构日订单流对股票未来收益有负向作用，尤其是机构委卖订单对股票未来收益的负向作用更显著。高莉和樊卫东（2002）通过对我国股票市场资金流的估算，分析进入股市的资金来源、股市中资金的分布结构、流入到股市中资金的使用效率及股票市场资金流向引起的这种宏观资金结构变化对宏观经济各主体的市场行为的影响。郎六琪（2008）从计算机工程的角度，对证券交易资金流向的计算机辅助分析系统进行研究，并提出一种以资金流为主线的行情揭示系统。



自中国股市运行以来，股市规模逐渐扩大，上市公司数量越来越多，每日参与市场中的资金数量也越大越大，截至2013年10月，沪深两市股票市场总市值已达236194.510亿元，上市公司共有2489家（皆含A、B股），日均股票成交金额2417.13亿元（2013年10月数据）。中国股市的“资金流向”问题逐渐成为证券市场研究者和实际工作者关注的焦点，争论的焦点在于采用何种方法计算资金流向，采用什么指标进行资金流向统计？如何客观地评价我国股市资金流向的作用，已成为当前证券界迫切需要解决的问题之一。有鉴于此，本书以资金流向作为刻画股市动态的量化指标，构建计算资金流向的绝对指标体系和相对指标体系，根据实际资金流向完成经历资金流向方向确认和资金流向数量确认两个阶段，从理论上首次建立二阶段资金流向计算模型，在对中国股市进行牛、熊市周期划分基础上对历次牛、熊市中的大盘资金流向、板块资金流向、个股资金流向进行统计分析，并对资金流向与股票收益关系进行实证分析。

第二节 资金流向理论模型

在证券市场中，资金是股票交易链的源头，资金流入或资金流出表明市场对该股票有过度需求或过度供给，资金流向的变化反映出过度需求或过度供给发生的变化。一般来说，资金流向存在两种情况：一种是资金总量发生变化，即外来资金的进场或出场；二是总量不变，资金结构发生变化，即股票市场内资金流向不同的证券板块和个股。

目前对于资金流向的计算方法主要有两种。一种是根据市场价格的涨跌来反推资金流入还是资金流出，即根据当前市场的交易价格来判断资金是流入还是流出，如果此时刻或此时间区间内的交易价格相对于上一时刻或上一时间区间内的交易价格上涨，则资金是流入，反之为资金流出。另一种是根据买卖双方力量的强弱来判断资金流入还是资金流出，即通过主动性买盘与主动性卖盘力量对比计算资金流入和资金流出：如果主动性买盘愿意以比当时成交价更高的价格来买入股票，则为资金流入，如果主动性卖盘愿意以比当时成交价更低的价格来卖出股票，则为资金流出。目前绝大多数财经网站都是采用第一种方法对资金流向进行计算，如华尔街日报、大智慧、新浪财经、凤凰财经等采用第一种方法，而只有和讯网等较少的财经网站采用第二



种方法计算资金流向。从直觉上来讲，第二种计算方法存在着一定的缺陷，因为主动性卖盘和主动性买盘并不能反映实际交易中买卖盘力量；并且，这两种计算资金流向的方法只是从某一方面对资金流向进行确认，忽略了在资金流向数量确认之前，应该首先对资金流向的方向进行确认。对资金流向方向的确认是建立在股票成功交易过程基础之上，因为股票交易成功后市场中才会发生实际意义上的资金流向。基于此，本书结合以上已有计算资金流向的两种方法和弥补两种方法存在着的不足，根据实际资金流向需要，经过资金流向方向确认和资金流向数量确认两个阶段，从理论上建立二阶段资金流向计算模型和构建计算资金流向的指标体系。

一、二阶段资金流向计算模型

在股票市场中，实际资金流向的发生包括资金流向方向确认和资金流向数量确认两个阶段。在第一阶段中，资金流向方向的确认是对根据排队原理成功完成股票交易过程的确认和对交易过程中的订单方向进行判定；在第二阶段中，资金流向数量的确认是根据散户和主力效用函数，对第一阶段资金流向方向确认之后对资金流向结果进行统计，具体如下：

第一阶段：资金流向方向确认阶段。

资金流向方向的确认是建立在股票成功交易过程基础之上，因为股票交易成功后市场中才会产生实际意义上的资金流，实际资金流产生后才能进行对资金流向的方向进行判定和确认。

在股票买卖成交过程中，根据我国证券市场的实践，采用价格优先和时间优先原则进行订单匹配处理，即按照以下规则进行处理和成交：（1）在相同的时间，价格较高的委买或价格较高的委卖优先处理；（2）在价格相同时，挂单时间较前的委买或挂单时间较前的委卖优先处理；（3）委买订单和委卖订单按照（1）和（2）规则进行匹配处理；（4）当一个买卖订单匹配处理过程完成后，进入间隔休息阶段，直到有新的买卖订单匹配为止；（5）按照（1）、（2）、（3）和（4）规则完成股票每一笔交易或每一时间区间的交易过程。

假设间隔休息阶段 T 服从参数为 λ 的泊松分布，并且间隔休息阶段 T 及其概率密度函数由随机分解结果给定。假设委买订单和委卖订单匹配处理时间 S 是平均值为 $\frac{1}{\mu}$ 的非负随机变量，并且匹配处理时间 S 的广义分布函数为 $G(x)$ 。假设间隔休息阶段队列 T 的广义分布函数为 $G^*(s)$ ，交易休息时间 V 及交易处理完关闭时间 C 的分布函数分别为 $V(x)$ 和 $C(x)$ ，交易休息时间 V 和交易处理完关闭时间 C 各自的间隔休息阶段队列 T 函数为 $V^*(x)$ 和

$C^*(s)$ 。T、S、V、C 相互独立, 并服从时间优先和价格优先处理原则。

假设在 t 时刻, 市场上有 Q_{bt} 个委买单排队购买当前价格为 P_t 的股票, 按照当前价格 P_t 进行匹配处理完成之后, 进入 $t+1$ 时刻。在 $t+1$ 时刻, 市场上有 $L_{n(t+1)}$ 个委买单排队购买当前价格为 P_{t+1} 的股票 ($P_{t+1} \leq P_t$ 或 $P_{t+1} \geq P_t$), 其中委买单 $L_n \{n \geq 1\}$, $\dots$ 依次类推, 在 $t+n$ 时刻, 市场上有 $L_{n(t+n)}$ 个委买单排队购买当前价格为 P_{t+n} 的股票 ($P_{t+n} \leq P_t, P_{t+1}, \dots, P_{t+n-1}$; 或 $P_{t+1} \geq P_t, P_{t+1}, \dots, P_{t+n-1}$)。假设在 t 时刻按照交易规则完成处理, 在离开时刻嵌入马尔可夫链, 然后准备进入 $t+1$ 时刻的交易。

在 Q_{bt} 个委买单排队购买队列中, 系统按照交易规则处理的数量为 j , 则处理数量 j 的概率为 b_j , 则 b_j 为:

$$b_j = P(Q_{bt} = j) = \begin{cases} 1 - c_0 + c_0 \frac{v_j}{1 - v_0}, & j = 1 \\ c_0 \frac{v_j}{1 - v_0}, & j \geq 2 \end{cases} \quad (22-1)$$

其中 c_0 和 v_0 为:

$$\begin{cases} v_j = \int_0^\infty \frac{(\lambda t)^j}{j!} e^{-\lambda t} dv(t), & j \geq 0 \\ c_0 = \int_0^\infty e^{-\lambda x} dc(t) = cx(\lambda), & c_1 = 1 - c_0 \end{cases} \quad (22-2)$$

根据 (22-2) 式, 当 $j=0$ 时, $v_0 = \int_0^\infty e^{-\lambda t} dv(t) = v^x(\lambda)$ 。因此, 马尔可夫链 $\{L_n, n \geq 1\}$ 的转移概率矩阵为:

$$\tilde{P} = \begin{bmatrix} k_0 & k_1 & k_2 & \cdots \\ a_0 & a_1 & a_2 & \cdots \\ & a_0 & a_1 & \cdots \\ & & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (22-3)$$

其中 $k_j = P(Q_{bt} - 1 + A = j) = \sum_{i=1}^{j+1} b_i a_{j+1-i}, j \geq 0$, A 表示在匹配处理时间 S 内的到达队列, 其概率分布函数为 $a_j = \int_0^\infty \frac{(\lambda t)^j}{j!} e^{-\lambda t} dG(t)$ 。当且仅当 $\rho = \lambda \mu^{-1} < 1$ 时, 根据福斯特原则, 马尔可夫链 $\{L_n, n \geq 1\}$ 正循环。

在 $\rho < 1$, 在 t 时刻时, Q_{bt} 队列的概率生成函数 $Q_{bt}(z)$ 及均值函数 $E(Q_{bt})$ 分别为:

$$Q_{bt}(z) = z \left[1 - C^x(\lambda) + C^x(\lambda) \frac{v_1}{(1 - v^x(\lambda))} \right] + \sum_{i=2}^{\infty} C^x(\lambda) v_i z^i$$





$$= z(1 - C^*(\lambda)) + C^*(\lambda) \sum_{j=1}^{\infty} C^*(\lambda) v_j z^j$$

$$= z(1 - C^*(\lambda)) \frac{C^*(\lambda)}{1 - v^*(\lambda)} (v^*(\lambda(1 - z)) - v^*(\lambda)) \quad (22-4)$$

$$E(Q_{bt}) = 1 - C^*(\lambda) + \frac{\lambda C^*(\lambda) E(v)}{1 - v^*(\lambda)} \quad (22-5)$$

在 $t+1$ 时刻, 市场上委买单排队长度 $L_{v(t+1)}$ 是由按照交易规则进行处理的队列 $L_{(t+1)}$ 及后来加入的附加队长 $L_{d(t+1)}$ 构成, 即 $L_{v(t+1)} = L_{(t+1)} + L_{d(t+1)}$, 其中 $L_{(t+1)}$ 、 $L_{d(t+1)}$ 为独立随机变量。根据 $M^x/G/1$ 队列模型 (Xu et al., 2007) 及边际状态改变理论, 可以得出 (22-6) 式:

$$L_{d(t+1)}(z) = \frac{1 - z[1 - C^*(\lambda)] - \frac{C^*(\lambda)}{1 - v^*(\lambda)} [v^*[\lambda(1 - z)] - v^*(\lambda)]}{\beta(1 - z)} \quad (22-6)$$

在 (22-6) 式中, $\beta = 1 - C^*(\lambda) + \frac{\lambda C^*(\lambda) E(v)}{1 - v^*(\lambda)}$

根据随机分解结果及 (22-5) 式和 (22-6) 式及 $L_{(t+1)}(z)$

$$= \frac{(1-p)(1-z)B^*(\lambda(1-z))}{B^*(\lambda(1-z)) - z}, \text{ 附加队长 } L_{d(t+1)} \text{ 概率生成函数可变为:}$$

$$L_{d(t+1)}(z) = \frac{1 - z(1 - C^*(\lambda)) - \frac{C^*(\lambda)}{1 - v^*(\lambda)} [v^*(\lambda(1 - z)) - v^*(\lambda)]}{\beta(1 - z)} \quad (22-7)$$

从 (22-7) 式可以看出: 在概率为 $\frac{1 - C^*(\lambda)}{\beta}$ 时, 附加队长 $L_{d(t+1)}$ 为

0; 在概率为 $\frac{\frac{1}{1 - v^*(\lambda)} \lambda C^*(\lambda) E(V)}{\beta}$ 时, 附加队长 $L_{d(t+1)}$ 为剩余休息时间 V_r 内到达的队列长度。

根据 L' Hospital 规则, 在 $t+1$ 时刻, 委买单队长 $L_{v(t+1)}$ 及附加队长 $L_{d(t+1)}$ 的均值为:

$$E(L_{d(t+1)}) = L'_{d(t+1)}(1)$$

$$= \lim_{z \rightarrow 1} \frac{1}{\beta(1 - z)^2} \left[\left(\frac{\lambda C^*(\lambda)}{1 - v^*(\lambda)} v^*(\lambda(1 - z)) - (1 - C^*(\lambda)) \right) \right.$$

$$\left. + 1 - z(1 - C^*(\lambda)) - \frac{C^*(\lambda)}{1 - v^*(\lambda)} v^*(\lambda(1 - z)) - v^*(\lambda) \right]$$

$$\begin{aligned} &= \lim_{z \rightarrow 1} \frac{\lambda^2 C^*(\lambda)}{2\beta(1-v^*(\lambda))} v^*(\lambda(1-z)) \\ &= \frac{\lambda^2 C^*(\lambda) E[(V-1)]}{2\beta(1-v^*(\lambda))} \end{aligned} \quad (22-8)$$

$$E(L_{d(t+1)}) = \frac{\lambda^2 C^*(\lambda) E[V(v-1)]}{2\beta(1-v^*(\lambda))} + \frac{\lambda b^{(2)}}{2(1-\rho)} + \rho \quad (22-9)$$

根据以上时间优先、价格优先规则和排队原理，股票市场成功 t 时刻、 $t+1$ 时刻……及 $t+n$ 时刻的股票交易过程和资金流向，而资金流向的方向与在 t 时刻、 $t+1$ 时刻……及 $t+n$ 时刻的股票交易价格 $P_t, P_{t+1}, \dots, P_{t+n}$ 有关。资金流向的方向包括资金流入、资金流出以及资金既不流入也不流出三个方向：当 $t+1$ 时刻的交易价格 P_{t+1} 与 t 时刻的交易价格 P_t 相比，如果 $P_{t+1} > P_t$ ，资金流向初步确认为流入方向；当 $t+1$ 时刻的交易价格 P_{t+1} 与 t 时刻的交易价格 P_t 相比，如果 $P_{t+1} < P_t$ ，资金流向确认为流出方向；当 $t+1$ 时刻的交易价格 P_{t+1} 与 t 时刻的交易价格 P_t 相比，如果 $P_{t+1} > P_t$ ，资金流向确认为流入方向；当 $t+1$ 时刻的交易价格 P_{t+1} 与 t 时刻的交易价格 P_t 相比，如果 $P_{t+1} = P_t$ ，资金流向确认为既不为流入方向也不为流出方向，依次类推。在资金流向的三个方向中，只有资金流入方向和资金流出方向才是资金主动选择的方向，对证券市场涨跌起着关键作用。

第二阶段：资金流向数量确认阶段。

在股票市场中，参与股票交易的无外乎有个人投资者和机构投资者两种，其中机构投资者包括政府机构、金融机构、企业和事业法人以及各类基金。因此，本文假设参与股票交易的投资者有个人投资者（简称散户）和机构投资者（简称主力）两类。

在 t 时刻完成的股票交易中，散户和主力都有买卖股票的可能性，即买单可能是由散户或主力下单，卖单可能是由散户或主力下单。因此，在这“买单—卖单”匹配处理中，存在着“散户买—散户卖，散户买—主力卖，主力买—主力卖，主力买—散户卖”四种交易情况。现假设散户购买股票的概率为 ε ，主力购买股票的概率为 η ，则他们卖出股票的概率分别为 $1-\varepsilon$ 和 $1-\eta$ ，如表 22-1 所示，则在 t 时刻完成的交易存在的四种交易情况可能性分别为 $\varepsilon(1-\varepsilon)$ 、 $\varepsilon(1-\eta)$ 、 $\eta(1-\eta)$ 及 $\eta(1-\varepsilon)$ 中，其中 $\varepsilon(1-\varepsilon) + \varepsilon(1-\eta) + \eta(1-\eta) + \eta(1-\varepsilon) = 1$ 。

表 22-1 股票交易四种状态

	散户买入股票概率 (ε)	主力买入股票概率 (η)
散户卖出股票概率 ($1-\varepsilon$)	$\varepsilon(1-\varepsilon)$	$\eta(1-\varepsilon)$
主力卖出股票概率 ($1-\eta$)	$\varepsilon(1-\eta)$	$\eta(1-\eta)$

散户投资于股票市场的资金量较少, 假设他们拥有同样的风险偏好、信息和交易模式。根据假设, 散户在 $t+1$ 时刻的期望效用函数为 $E_{t+1}^S[-e^{-M_{t+1}^S}]$, 其中 $E_t[\cdot]$ 表示在 t 时刻的条件期望, $T+1$ 表示目标到期日, M 表示散户投资于证券市场的资金, 上标 S 表示散户交易者。假设散户在 t 时刻投资于股票的资金为 $k \times M_t^S$, 其中 $0 \leq k \leq 1$, k 为散户投资证券资金中用于投资股票的比例, 如果他在 $t+1$ 时刻通过股票交易增加(减少)的资金为 ΔM_{t+1}^S , 其股票对应的 t 时刻的资金为 ΔM_t^S , 则散户在 $T+1$ 时刻的期望收益为 $[\Delta M_{t+1}^S + (k \times M_t^S - \Delta M_t^S)] - k \times M_t^S$, 化简为 $\Delta M_{t+1}^S - \Delta M_t^S$ 。因此, 散户在 $T+1$ 时刻的期望效用函数为 $E_{t+1}^S[-e^{-(\Delta M_{t+1}^S - \Delta M_t^S)}]$ 。散户需要通过交易来实现其期望效用的最大化, 其期望效用函数的一阶条件为 $M_{t+1}^S = \frac{\mu_{t+1}^S - \Delta M_{t+1}^S}{\sigma^2}$ 。从一阶条件可以看出: 散户持有股票的资金量 M_t^S 与预期交易获得的资金量 μ_{t+1}^S 及实际交易获得的资金量 ΔM_{t+1}^S 有关, 预期收益越高则散户持有股票的资金量也越大, 进行股票交易的概率较小, 通过交易获得的收益越高, 散户买卖股票的概率越大。

主力投资于股票市场的资金量较大, 王彬和宋逢明(2006)认为主力进行交易的目的有两个: 一是操纵价格, 混淆视听, 使价格达到主力希望达到的水平; 二是赚取主力期望获得的利润。散户认为: 如果某项交易是主力出于混淆视听的目的进行, 那么交易本身并不含有影响股票价格走势的信息; 如果某项交易是主力出于赚取利润的目的进行, 那么主力会通过交易获得最大化预期收益, 那么交易成为传递股票价格走势的信号。在散户看来, 主力最大化预期收益为 $\max_{M_t^*} E[\mu_t^* - M_t^*]$, 其中 μ_t^* 表示预期交易资金量, M_t^* 表示实际交易资金量。 M_t^* 是代数量, 有正负号, 正号表示资金流入, 即主力的买入行为, 负号表示资金流出, 即主力的卖出行为。当 $\mu_t^* > M_t^*$ 时, 主力选择资金流入证券市场; 当 $\mu_t^* < M_t^*$ 时, 主力选择资金流出证券市场。

假设散户和主力都是趋向于利益最大化, 在 $t+1$ 时刻, 市场有 π 部分交易者(包括主力和散户)认为 $\sum_{\pi} \mu_{t+1} > \sum_{\pi} M_{t+1}$ 时, 并且实际交易价格为 $P_{t+1} > P_t$, 将其计算为资金流入量; 当市场有 θ 部分交易者(包括主力和散户)认为 $\sum_{\theta} \mu_{t+1} < \sum_{\theta} M_{t+1}$ 时, 并且实际交易价格为 $P_{t+1} < P_t$, 将其计算为资金流出量; 当市场有 τ 部分交易者(包括主力和散户)认为 $\sum_{\tau} \mu_{t+1} = \sum_{\tau} M_{t+1}$, 并且实际交易价格为 $P_{t+1} = P_t$, 资金为既不流入也不流出, 不纳入资金流向计算。在此基础上, 根据每一时刻的资金流入量或资金流出





量，并进行汇总统计，得到时间区间内的资金流入数量和资金流出数量。

二、资金流向指标体系

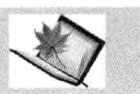
在资金流向的三个方向中，只有资金流入方向和资金流出方向对证券市场的方向选择起到关键性作用。因此，根据以上二阶段资金流向计算模型，对资金流向区分为资金流入方向和资金流出方向，并参照目前已有的资金流向指标，以下建立描述资金流向的指标体系，包括资金流向绝对指标体系和资金流向相对指标体系，见表 22-2 所示。资金流向绝对指标和资金流向相对指标具有不同的用途，一般来说，在描述大盘、行业、个股资金流向时，采用绝对指标，而对行业之间、个股之间的资金流向进行相互比较时，则采用相对指标描述。

表 22-2 资金流向指标体系

资金流向指标		计算方法
绝对指标	资金流入额	按照 $\sum_{i=1}^n \mu_i > \sum_{i=1}^n M_i$ 和交易价格 $P_i > P_{i-1}$ 计算的资金流入额 $\sum_{i=1}^n M_i^I$
	资金流出额	按照 $\sum_{i=1}^n \mu_i < \sum_{i=1}^n M_i$ 和交易价格 $P_i < P_{i-1}$ 计算的资金流出额 $\sum_{i=1}^n M_i^E$
	资金净流入额	当 $\sum_{i=1}^n M_i^I > \sum_{i=1}^n M_i^E$ 时，资金净流入额为 $\sum_{i=1}^n M_i^I - \sum_{i=1}^n M_i^E$
	资金净流出额	当 $\sum_{i=1}^n M_i^I < \sum_{i=1}^n M_i^E$ 时，资金净流出额为 $\sum_{i=1}^n M_i^E - \sum_{i=1}^n M_i^I$
	累计资金净流入额	N 日内资金净流入额之和 $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n M_{ij}^I$
	累计资金净流出额	N 日内资金净流出额之和 $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n M_{ij}^E$
相对指标	相对资金净流入	资金净流入额与流通市值之比 $\frac{\sum_{i=1}^n M_i^I}{MV}$ ，MV 表示流通市值
	相对资金净流出	资金净流出额与流通市值之比 $\frac{\sum_{i=1}^n M_i^E}{MV}$
	资金净流入率	资金净流入额与资金流入额之比 $\frac{\sum_{i=1}^n M_i^I - \sum_{i=1}^n M_i^E}{\sum_{i=1}^n M_i^I}$
	资金净流出率	资金净流出额与资金流出额之比 $\frac{\sum_{i=1}^n M_i^E - \sum_{i=1}^n M_i^I}{\sum_{i=1}^n M_i^E}$

第三节 中国股市资金流向实证分析

计算资金流向基础数据的不同，导致同样采用以上两阶段资金流向计算



模型将得到不同的资金流向数据。一般来说，计算资金流向的基础数据有免费数据和 Level-2 数据两种。免费数据是从免费行情软件上获得的数据，这种数据仅提供 5 个买卖档，以及以 6 秒为单位的分时成交数据。Level-2 数据翻译为行情 2 代数据，提供 10 个买卖档，以及逐笔成交的分笔数据，上海证券交易所和深圳证券交易所提供的 Level-2 数据不直接对用户，而是通过中间机构向用户提供。

虽然采用不同的基础数据计算出的资金流向数据精确程度有所不同，但是对于普通行情免费数据，只要采取科学的统计方法进行计算和归纳，得到资金流向数据放在某一天或者更长的一段时间内整体来看，并不会影响对资金流向方向和趋势的判断。因此，本书计算资金流向的基础数据为免费行情数据，根据本书以上提出的二阶段资金流向计算模型，通过计算机编程，得到 1990 年 12 月 19 日~2010 年 4 月 15 日资金流向日数据。根据以上构建的资金流向指标体系，对资金流向日数据进行处理得出各指标数据，在此基础上，首先采用资金流向指标体系中的各指标数据对中国股市历次牛市和历次熊市市场资金流向、行业板块资金流向、个股资金流向进行统计分析，然后对资金流向的预测作用以及资金流向与股票收益关系进行实证分析。

一、市场资金流向特征

自 1990 年 12 月 19 日中国股市运行以来，至今已有 20 年。回首中国股市，发现这 20 年基本上都是以暴涨暴跌的“对称美”而出现。参照何兴强和周开国（2006）、何诚颖等（2009）、（2010）对中国牛、熊市周期的划分，本书将这 20 年划分为五次牛市和五次熊市，见表 22-3 所示。

表 22-3 中国股市历次牛熊市划分

历次牛市时间划分	历次熊市时间划分
第一次牛市（1990.12.19~1992.5.25）	第一次熊市（1992.5.26~1996.01.17）
第二次牛市（1996.01.18~1997.05.12）	第二次熊市（1997.05.13~1999.05.18）
第三次牛市（1999.05.19~2001.06.13）	第三次熊市（2001.06.14~2005.6.3）
第四次牛市（2005.06.06~2007.10.16）	第四次熊市（2007.10.17~2008.10.27）
第五次牛市（2008.10.28~2009.8.4）	第五次熊市（2009.08.05~2010.4.15）

在中国股市正式营业时，上市的股票数量只有为数很少的几只，规模很小，供求关系极不平衡，造成股价在最初两年出现暴涨的局面。由于股市规模较小，可以投资交易的股票数量较少，因而在第一次牛市期间内每日资金

流入、资金流出及资金净流入量、资金净流出量的绝对数值都非常之小。随着股市规模的逐步扩容，上市公司数量的逐渐增多，参与股市交易的资金量逐渐增大，尤其从 2000 年以后，整个市场的资金流向数量越趋明显化，每日进出市场的资金额逐步增大，资金净流量超过 100 亿元的交易天数也开始增多，并在第五次牛市和第五次熊市阶段中，资金净流入额和资金净流出额达到历史最大值，见表 22-4 和表 22-5 所示。

表 22-4

历次牛市资金流向统计

	资金状态	样本天数	最小值	最大值	均值
第一次牛市	资金流入（亿元）	358	0.00065	1.133	0.052
	资金流出（亿元）	358	0.00001	1.09	0.049
	资金净流入（亿元）	275	0.0000	0.088	0.005
	资金净流出（亿元）	83	0.041	0.062	0.006
第二次牛市	资金流入（亿元）	315	0.608	114.721	27.373
	资金流出（亿元）	315	0.603	107.992	23.666
	资金净流入（亿元）	211	0.010	41.253	6.962
	资金净流出（亿元）	104	0.026	2.987	2.987
第三次牛市	资金流入（亿元）	497	8.541	248.366	65.015
	资金流出（亿元）	497	10.616	250.722	57.824
	资金净流入（亿元）	300	0.306	90.728	17.582
	资金净流出（亿元）	197	0.061	39.276	8.633
第四次牛市	资金流入（亿元）	575	4.873	1489.512	309.786
	资金流出（亿元）	575	15.257	1223.429	258.386
	资金净流入（亿元）	434	0.140	346.669	79.127
	资金净流出（亿元）	141	0.149	174.787	33.942
第五次牛市	资金流入（亿元）	190	102.630	1567.533	652.961
	资金流出（亿元）	190	109.052	1401.724	542.638
	资金净流入（亿元）	140	7.772	613.348	180.087
	资金净流出（亿元）	50	5.981	201.630	85.013



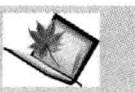


表 22-5

历次熊市资金流向统计

	资金状态	样本天数	最小值	最大值	均值
第一次熊市	资金流入（亿元）	916	0.215	97.209	6.094
	资金流出（亿元）	916	0.201	63.213	6.149
	资金净流入（亿元）	367	0.000	36.882	1.596
	资金净流出（亿元）	549	0.000	25.104	1.159
第二次熊市	资金流入（亿元）	491	4.910	69.689	24.386
	资金流出（亿元）	491	6.075	66.779	23.273
	资金净流入（亿元）	225	0.017	13.415	4.305
	资金净流出（亿元）	266	0.000	21.756	5.695
第三次熊市	资金流入（亿元）	952	3.744	259.499	42.453
	资金流出（亿元）	952	13.185	235.299	42.579
	资金净流入（亿元）	381	0.010	107.992	14.532
	资金净流出（亿元）	571	0.004	44.812	9.906
第四次熊市	资金流入（亿元）	252	78.828	988.560	390.946
	资金流出（亿元）	252	135.050	964.909	403.368
	资金净流入（亿元）	91	0.166	219.521	62.217
	资金净流出（亿元）	162	0.029	194.608	54.272
第五次熊市	资金流入（亿元）	169	309.254	1417.634	696.426
	资金流出（亿元）	169	281.483	1491.415	671.851
	资金净流入（亿元）	98	0.389	298.625	124.819
	资金净流出（亿元）	71	4.899	338.803	113.790

为进一步分析市场资金流向的分布特征，我们对历次牛市高点、历次熊市低点的资金流向进行统计，结果显示：从上证综合指数历次牛市顶部来看，资金净流入额与资金净流出额之比在 2.3~3 之间，其中第四次牛市资金净流入额与资金净流出额比值最大，顶部当天资金净流入额占当天资金流入额的 13%~18%，其中第五次牛市顶部当天资金净流入额占当天资金流入额的比重最大；从上证综指历次牛熊转换的熊市底部来看，资金净流出额与资金净流入额之比在 1.3~1.8 之间，其中第四次熊市资金净流出额与资金净流入额比值最大，底部当天资金净流出额占当天资金流出额的 45%~55%，其中第三次熊市底部当天资金净流出额占当天资金流出额的比重最大，见表 22-6 和表 22-7。

表 22-6 牛市资金净流入与上证综指顶部

牛市阶段	资金净流入与 资金净流出之比	顶部资金净流入占当天 资金流入百分比 (%)	牛市累计资金 净流入 (亿元)	上证综指 见顶时间及点位
第一次牛市	2.42	13.79	0.854	1992.5.25, 1421.57 点
第二次牛市	2.32	15.72	1158.46	1997.5.12, 1500.4 点
第三次牛市	2.52	14.87	3574.057	2001.6.13, 2242.42 点
第四次牛市	2.99	13.04	29555.45	2007.10.16, 6092.06 点
第五次牛市	2.8	16.77	20961.51	2009.8.4, 3471.44 点

表 22-7 熊市资金净流出与上证综指底部

阶段	资金净流出与资 金净流入之比	底部资金净流出占当天 资金流出百分比 (%)	累计资金净 流出 (亿元)	上证综指见底 时间及点位
第一次熊市	1.5	55	50.39	1994.7.29, 333.92 点
第二次熊市	1.4	43	546.31	1997.9.23, 1041.97 点
第三次熊市	1.5	58	1119.77	2005.6.3, 1013.64 点
第四次熊市	1.76	45	3130.25	2008.10.27, 1723.35 点
第五次熊市	1.3	53	4153.91	2009.8.31, 2667.75 点

上述分析显示,我国股票市场在历次牛市和历次熊市资金流向分布的路径转化是从牛市中资金净流入天数为主体向熊市中资金净流出天数为主体的方向转变。这正是印证了累计资金净流入推动一轮牛市行情的上涨,而累计资金净流出导致一轮熊市的诞生。进一步的研究表明:在上证综指达到牛市顶部之前,每日资金显示为连续净流入,并且逐步放量资金净流入,连续 10 日的资金净流入率在 2 以上,而在到达牛市顶部时,资金净流入额为历史最大,随后资金为净流出,牛市行情结束;在上证综指达到熊市底部之前,每日资金显示为连续净流出,并且放量净流出,连续 10 日资金净流出率在 1 以上,而在到达熊市底部时,资金净流出额为历史最大,随后资金为净流入,熊市行情结束。

另外,我们把牛市和熊市中的资金净流入与资金流入之比进行分组,结果显示:第一次牛市的资金净流入率为 0.5~1 的天数占总交易天数的 27%,第五次牛市的资金净流入率为 1.5~2 的天数占总交易天数的 25%,第四次牛市的资金净流入率为 2 以上的天数占总交易天数的 17%,而第二次牛市和第三次牛市的资金净流入率分布比较均匀;第四次熊市的资金净流出率为 1.5~2 的天数占总交易天数的 23%,而其他几次熊市的资金净流出率为 1~1.5 的天数占总交易天数的比重最高。





资金的大量流入及累计资金净流入额的逐渐增加推动股票价格的上涨，造成股指的节节攀升，形成历次牛市行情，但历次牛市的产生仍然离不开当时良好的宏观经济环境。在第一次牛市中，政府采取宽松的货币政策，在1990年4月、8月、1991年4月连续降息，经济增长率由1990年的3.8%上升至1992年的14.2%，引起了投资需求和消费需求的高度膨胀；在第二次牛市中，政府为了刺激经济增长，采取有利于股市的减息货币政策，于1996年5月、8月降息了两次；在第三次牛市中，1999年实施了“扩大内需”的积极的财政政策和推出了自1996年以来连续7次降息的宽松的货币政策；在第四次牛市中，2005年、2006年和2007年的经济增长率分逐年上升，分别为9.9%、10.7%和11.35%，经济的高速增长为股市的强势走牛提供坚实的宏观基础；在第五次牛市中，2008年央行连续降息五次采取特别宽松的货币政策，并推出4万亿元投资计划项目建设扩大国内需求，这些宏观经济政策大大地刺激我国经济的回暖和复苏，为股市的强烈反弹提供经济基础。

二、板块资金流向比较

从历次牛市行业资金净流入率分布状况可以看出，各行业平均资金净流入率都在0.2以下，机械设备行业、石油化工及房地产行业资金净流入率较高，而流向采掘业、建筑业及农林牧业的资金较少，并且资金净流入率都在0.05之下。因此，在牛市行情中，每个行业板块资金都是净流入，但行业板块间的资金净流入率有着明显的差别。不同行业板块的资金净流入差别导致行业板块上涨的幅度有所不同，各行业资金净流入率在历次牛市中的轮动变化反映该行业的市场总体表现及市场行业热点轮换特征。

从历次熊市行业资金净流入率分布图可以看出，各行业平均资金净流出率都在0.18以下，资金主要流出机械设备行业、石油化工及房地产行业，而流出采掘业、农林牧业、金融保险的资金比较少，并且资金净流出率都在0.025以下。在熊市行情中，每个行业板块都是资金净流出，不过行业板块间的资金净流出率大有不同，导致了行业板块有不同程度的下跌，各行业资金净流出率在历次熊市中的变化反映了市场对该行业的评价程度。

由于各行业的总市值不同，板块间的资金流量用绝对值进行比较会有失偏颇。因此，为进一步分析行业资金流向的分布状况，我们采用相对资金净流入指标来度量行业的资金流向状况，对历次牛市和熊市中资金净流入和资金净流出最大的行业进行统计。在历次牛市中，行业平均资金相对净流入值为0.0242，其中第五次牛市中房地产行业资金净流入与净流出之比为1.78，



累计资金净流入 975.55 亿元，资金相对净流入为 0.045，见表 22 - 8 所示。在历次熊市中，行业平均资金相对净流入值为 0.0246，其中第四次熊市中房地产行业累计资金净流出 980.35 亿元，资金相对净流入为 0.055，见表 22 - 9 所示。

表 22 - 8 历次牛市中的行业资金净流向与行业

阶段	行业	资金净流入与 资金净流出之比	累计资金净 流入（亿元）	平均相对 资金净流入
第一次牛市	综合类	1.83	0.43	0.004
第二次牛市	金属、非金属	1.73	100.73	0.009
第三次牛市	石油、化学、塑胶、塑料	2.18	320.81	0.028
第四次牛市	机械、设备、仪表	1.65	780.85	0.035
第五次牛市	房地产行业	1.78	975.55	0.045

表 22 - 9 历次熊市中的行业资金净流向与行业

阶段	行业	资金净流入与 资金净流出之比	累计资金净 流入（亿元）	平均相对 资金净流入
第一次熊市	机械、设备、仪表	1.54	0.67	0.003
第二次熊市	医药生物	1.67	113.27	0.007
第三次熊市	金属、非金属	2.18	390.81	0.023
第四次熊市	房地产	2.78	980.35	0.055
第五次熊市	石油、化学、塑胶、塑料	1.76	578.46	0.035

从历次牛市和历次熊市整体上来看，累计资金净流入较多的行业主要有房地产开发、汽车零配件、机械、设备、仪表、制药、金属、非金属行业。这些行业基本上都是与消费升级、重工业化有着直接关系的行业，其中的机械设备仪表行业是历年资金流入最多的行业，其根源在于我国从 1993 年开始就进入重工业化阶段，1993 年到 1999 年是我国重工业化的前导时期，2000 年至今，在人口不断增长、人均收入水平不断提高和国际制造业转移、城镇化、市场化进程加快的推动下，重工业呈加速发展势头，而装备设备业是重工业的核心组成部分。这些资金净流入较多的行业与过去中国经济的发展背景相当一致：城市化进程的加快给房地产行业带来快速增长和巨大的市场空间；重工业化不仅对上游行业（能源和基础原材料）创造了持续的增量需求，同时使得机械、电气设备行业面临着良好的发展机会；人民生活水平的提高使得非周期性消费行业如制药、食品饮料、获得了快速的增长。

三、个股资金流向与股票收益

从以上历次牛市和历次熊市的资金流向及行业资金流向中可以发现,资金的净流入、累计资金净流入推动牛市中市场指数和行业板块的上涨,而资金的净流出、累计资金净流出造成熊市中市场指数和行业板块的下跌。资金流向与股市的上涨或下跌存在着一定关系,那么滞后的资金流向与未来资金流向是否也存在着关系?资金流向与股票收益具体关系如何?为了进一步分析资金流向之间的关系以及其与收益之间的关系,参照 Bennett 和 Sias (2001) 关于资金流向与股票收益的模型,现建立以下回归方程对资金流向之间关系及与收益之间关系进行大样本分析:

$$NMF_{t+f,i} = \beta_0 + \beta_1 NMF_{t-b,i} + \beta_2 R_{t-b,i} + \varepsilon_i \quad (22-10)$$

$$R_{t+f,i} = \beta_0 + \beta_3 NMF_{t-b,i} + \beta_4 R_{t-b,i} + \varepsilon_i \quad (22-11)$$

其中, $NMF_{t+f,i}$ 为股票 i 在 $(t+f)$ 天内未来累计相对资金净流入/流出, $NMF_{t-b,i}$ 为股票 i 在 $(t-b)$ 天内历史累计相对资金净流入/流出, $R_{t+f,i}$ 为股票 i 在 $(t+f)$ 天内未来累计收益率, $R_{t-b,i}$ 为股票 i 在 $(t-b)$ 天内历史累计收益率, ε_i 为残差项,其中 f 和 b 分别取 1 天、5 天、10 天、20 天、30 天,回归结果见表 22-10 所示,其中 f 和 b 对应取 (1, 1)、(5, 5)、(10, 10)、(20, 20) 及 (30, 30)。

表 22-10 资金净流向对滞后资金净流向与股票收益的回归结果

统计	全样本				历次牛市样本				历次熊市样本			
	公式 (10)		公式 (11)		公式 (10)		公式 (11)		公式 (10)		公式 (11)	
	β_2	β_2	β_2	β_4	β_2	β_2	β_2	β_4	β_2	β_2	β_2	β_4
平均系数	0.0805	-0.3052	0.0015	-0.0213	0.0873	-0.2356	0.0032	-0.0312	0.0781	-0.3271	0.0043	-0.0427
系数为正数%	75	20	28	55	90	27	35	51	87	23	25	45
显著水平%	61	7	12	52	69	11	15	49	64	13	12	41
平均调整 R^2	0.67%		0.58%		0.97%		0.47%		0.82%		0.49%	
平均系数	0.1728	-0.0145	0.0215	-0.0176	0.2356	-0.0103	0.0274	-0.0198	0.2098	-0.0176	0.0257	-0.0187
系数为正数%	97	27	39	45	100	29	44	48	99	25	38	43
显著水平%	95	15	21	47	99	17	28	55	99	21	23	47
平均调整 R^2	2.58%		0.51%		4.15%		0.59%		3.23%		0.43%	
平均系数	0.2142	-0.0093	0.0393	-0.0056	0.2641	-0.0078	0.0313	-0.0079	0.2342	-0.0103	0.0256	-0.0081
系数为正数%	98	31	47	56	100	36	37	43	99	32	41	41
显著水平%	99	33	17	45	100	41	26	38	100	34	18	39
平均调整 R^2	5.75%		0.45%		6.42%		0.51%		6.26%		0.41%	



续表

统计	全样本				历次牛市样本				历次熊市样本			
	公式 (10)		公式 (11)		公式 (10)		公式 (11)		公式 (10)		公式 (11)	
	β_2	β_2	β_2	β_4	β_2	β_2	β_2	β_4	β_2	β_2	β_2	β_4
平均系数	0.3772	-0.0064	0.0312	-0.0037	0.4158	-0.0057	0.0382	-0.0043	0.4129	-0.0078	0.0322	-0.0029
系数为正数%	100	37	56	43	100	41	61	52	100	39	57	43
显著水平%	100	42	19	51	100	45	25	45	100	43	21	39
平均调整 R^2	10.56%		0.67%		12.16%		0.83%		11.35%		0.72%	
平均系数	0.4071	-0.0043	0.0321	-0.0026	0.4511	-0.0039	0.0367	-0.0032	0.4574	-0.0053	0.0378	-0.0029
系数为正数%	100	45	63	47	100	48	61	56	100	41	57	51
显著水平%	100	51	25	54	100	53	23	49	100	46	21	47
平均调整 R^2	15.13%		1.14%		16.25%		1.29%		15.76%		1.05%	

从资金净流向与滞后资金净流向各回归结果（公式 22-10）来看：滞后的资金净流向对未来资金净流向有预测作用，滞后 10 天、20 天、30 天资金净流向与未来 10 天、20 天、30 天资金净流向存在正向关系，即过去资金净流量高的股票接下来也会继续高的资金净流量，过去资金净流量低的股票接下来也会继续低的资金净流量；资金净流向平均自相关系数 β_1 随着滞后期的加长逐渐增大和变得越来越显著，同时调整 R^2 也随滞后期的加长逐渐增大。从股票收益与滞后的资金净流向各回归结果（公式 22-11）来看：股票收益与滞后的资金净流向存在正相关关系，股票收益与滞后 5 天、10 天、20 天的资金净流向正向相关，即过去持续的资金净流入会产生正的股票收益，过去持续的资金净流出会产生负的股票收益，但这种正向关系并不显著。从表 22-10 还可以看出，不管从全样本，还是牛市、熊市子样本来看，滞后的资金净流向天数越长，资金净流向的自相关关系越大以及显著水平越高，而资金净流向与滞后的股票收益（系数 β_2 ）以及股票收益与滞后的股票收益（系数 β_4 ）关系并不显著。

为进一步分析个股收益与资金流向的关系，我们选择在历次牛市中领涨个股进行分析。在以上海本地股领涨的第一次牛市中，资金流向实施高送配的申华控股（股票代码 600653）和爱使股份（股票代码 600652）等三无概念股；在绩优股带动的第二次牛市中，领涨的个股都有良好的基本面，市场资金涌向这些具有良好基本面的个股；在历史股票涨幅最低的第三次牛市中，资金流向以科技股、以网络股为主的科技股、重组股和次新股；在历史指数最高点的第四次牛市中，资金流向具有显著业绩增长特征的高成长股；





在历时最短的第五次牛市中，宏观经济政策大大地刺激了我国经济的回暖和复苏，为股市的强烈反弹提供经济基础，资金流向与房地产、技术硬件与设备等与基础设施有关行业的个股。从历次牛市中的领涨前 5 名个股的资金流向中，我们发现：在每一次的牛市中大量资金净流入到这些领涨个股中，资金净流入与资金净流出的比值平均为 3.09，累计资金净流入平均 0.054 亿元，见表 22 - 11。

表 22 - 11 历次牛市中领涨股资金净流向

牛市	证券代码	证券简称	资金净流入与 资金净流出之比	累计资金净 流入（亿元）	区间涨跌幅 （%）	所属行业
第一次牛市	600653	申华控股	2.05	0.00989	1661.20	综合类
	600656	ST 方源	2.37	0.188	1130.76	机械设备
	600605	汇通能源	3.78	0.0454	743.33	机械设备
	600608	ST 沪科	3.32	0.00457	722.69	信息技术
	600604	ST 二纺	3.94	0.0239	676.31	机械设备
第二次牛市	000551	创元科技	2.13	9.93	2262.34	综合类
	000021	长城开发	1.45	4.73	2008.51	信息技术
	000571	新大洲 A	2.10	10.81	1879.47	采掘业
	000001	深发展 A	1.55	39.80	1433.10	金融保险
	600839	四川长虹	1.48	13.55	1160.94	电子
第三次牛市	000540	中天城投	1.82	2.52	636.10	房地产
	600081	东风科技	2.38	2.61	528.51	机械设备
	000557	ST 银广夏	1.80	7.10	515.01	医药生物
	000619	海螺型材	2.65	1.28	493.31	石油化工
	600735	新华锦	1.87	3.03	484.36	食品饮料
第四次牛市	000686	东北证券	2.01	6.97	4357.28	金融保险
	600150	中国船舶	2.14	4.24	4277.30	机械设备
	600685	广船国际	2.20	15.35	4150.14	机械设备
	600739	辽宁成大	1.85	27.63	4024.55	批发零售
	000718	苏宁环球	1.79	11.19	3988	房地产
第五次牛市	000631	顺发恒业	2.25	3.56	1740.78	房地产
	600187	ST 国中	2.13	3.24	726.53	电力
	002166	莱茵生物	2.48	5.89	645.45	医药生物
	600562	高淳陶瓷	2.51	3.81	610.48	金属非金属
	600432	吉恩镍业	2.41	4.89	608.97	金属非金属



第四节

结 论

在资金博弈和资金推动的证券市场中，资金流向是股市中资金主动选择的方向，是投资股票必须密切注重的一项动量技术指标，它不仅反映出投资者的行动轨迹，而且在相当程度上指示股价未来变动的方向。资金流向的判断无论对于分析股市大盘走势还是对于个股操作上，都起着至关重要的作用。资金流入表示市场对股票的过度需求，资金流出表示市场对股票的过度供给。如果资金持续出现过度需求和过度供给，则会出现资金的持续净流入和资金的持续净流出，形成股票的上涨和下跌。

本书结合已有计算资金流向的方法，根据实际资金流向完成经历资金流向方向确认和资金流向数量确认两个阶段，从理论上首次建立二阶段资金流向计算模型，实证分析市场资金流向、行业板块资金流向以及个股资金流向与股票收益的关系，并得出如下结论：（1）整个市场资金净流向与股指变化的方向基本上是一致，牛市中的资金累计净流入推动股指的上涨，熊市中的资金累计净流出形成股指的下跌，牛市顶部平均资金净流入占资金流入的 14.84%，而熊市底部平均资金净流出占资金流出的 50.80%；（2）牛市和熊市中各行业板块的资金净流入率和资金净流出率明显不同，牛市中各行业平均资金净流入率都在 0.2 以下，熊市中各行业平均资金净流出率都在 0.18 以下，行业间资金净流向的不同造成各行业在历次牛市和熊市中涨跌程度有所不同，并且牛市和熊市中行业资金的整体净流入与当时中国宏观经济发展背景存在着密切关系；（3）滞后的资金净流向对未来资金净流向有预测作用，即滞后 10 天、20 天及 30 天的资金净流向对未来 10 天、20 天及 30 天的资金净流向有显著的正向关系，未来股票收益与滞后的资金净流向存在正相关关系，即过去持续的资金净流入会对未来资金净流向产生正向的影响，过去持续的资金净流向与未来股票收益存在正向关系，但这种正向关系并不显著。

第二十三章

基于峰度和偏度的投资组合策略 及其在 A 股市场上的应用

第一节 引言

一、偏度和峰度与资产定价的关系

金融领域的研究人员很早就开始关注高阶矩和权益收益率之间的关系。Kraus and Litzenberger (1976) 很早从理论上证明协偏度 (coskewness) 是股票截面收益率的一个决定因素。

目前解释偏度与资产收益率之间关系的理论结果主要有三类。Barberis and Huang (2008) 表明, 根据累积前景理论 (cumulative prospect theory, CPT), 偏度更大的资产具有较低的收益率。Mitton and Vorkink (2007) 使用投资者对偏度的异质性偏好, 在期望偏度上获得了类似的结果。Brunnermeier, Gollier, and Parker (2007) 也利用最优期望框架预测偏度和收益率之间存在反向关系。

不过, 虽然理论上已经明确无误地预测资产收益率偏度和收益率之间存在负向关系, 但是峰度和资产之间的关系尚不明确, 无论理论上还是实证研究都较少。关于高阶矩和权益收益率之间的关系, 近年来出现了大量的实证研究: Ang, Hodrick, Xing, and Zhang (2006) 发现, 具有较高的异质性波动率的股票具有较低的后续收益。Zhang (2006) 将股票按行业分组, 记录了偏度和股票回报率之间的负向关系。Kelly (2011) 研究了尾部估计和收益率之间的关系。不过, 偏度和收益率的负向关系在期权上却并非如此。期权隐含偏度与未来收益率之间在横截面上是正向的关系。Xing, Zhang and Zhao





(2010) 和 Rehman and Vilkov (2010) 报告了偏度和权益收益率之间的关系正相关。Conrad, Dittmar, and Ghysels (2008) 报告偏度和权益收益率之间的关系负相关。该文同时报告风险中性峰度和股票收益率是正相关的。

Amaya et al. (2011) 是当前高阶矩与资产定价关系领域的一项阶段性的汇总研究。该文基于一个巨大的样本 [汇总来自四个大型研究数据库 TAO (Trade and Quote)、CRSP (Center for Research and Security Prices)、Compustat 和 Thomson Returns 的 I/B/E/S (Institutional Brokers Estimate System) 的高频和低频数据, 包括 1993 年 1 月 4 日 ~ 2008 年 9 月 30 日美国市场上超过 200 万个“公司一周”观测值], 在周频率上系统检验了一系列资产定价因素与未来收益率之间的关系。结论是偏度与资产收益率之间存在负向关系; 偏度与资产收益率之间存在正向关系, 但是关系很微弱。

如果 Amaya et al. (2011) 的研究结论具有普遍意义, 那么无疑将为投资经理的策略武库中增添重磅武器。本书意图在 A 股市场上检验上述作者的研究结论。鉴于 Amaya et al. (2011) 的研究结果较新颖, 同时程序复杂, 为讨论清晰起见, 我们先概括描述其方法论及研究发现。

二、Amaya et al. (2011) 的发现

Amaya et al. (2011) 基于 5 分钟高频数据, 计算每只股票的每日已实现波动率、已实现偏度和已实现峰度, 然后通过汇总方式得到每周的已实现波动率、已实现偏度和已实现峰度, 得到超过 200 万个公司一周观测。然后根据当前周的已实现矩将股票按 10 分位数排序, 计算随后一周如下交易策略的投资收益: (1) 1 ~ 10 阶分位数构成的组合 (1 表示最低的 10%, 10 表示最高的 10%); (2) 买入高阶矩 (波动率、偏度和峰度) 高分位数股票, 卖出高阶矩低分位数股票形成的组合; (3) 上述策略分别按照等权重方式和价值加权方式构造组合。

首先, 他们发现已实现波动率和后续的股票收益率无关系。当组合按已实现波动率排序时, 形成的投资组合收益率的差异在统计上并不显著。

其次, 已实现偏度和后续的股票收益率负相关。按已实现偏度排序时, 价值加权的多空组合产生了平均每月收益为 -24 个基点^① (bps), t 值为 -3.65。超出了 Boyer, Mitton, and Vorkink (2010) and in Zhang (2006) 分别报告的每月 -67 个基点和 -36 个基点的收益。由此形成的 Carhart 四因素模型的风险调整后的多空偏度组合的 α 为每周 -23 个基点。

^① 逆转投资组合即可获得正收益。



再次，已实现峰度和后续的股票收益率正相关。相关的价值加权的峰度多空组合每周产生 14 个基点的收益， t 值为 2.12。由此形成的 Carhart 四因素模型的风险调整后的多空偏度组合的 α 是每周 11 个基点。上述作者称其研究进一步支持了已实现峰度作为股票收益预测变量的价值。

在资产定价领域，任何一个新提出的因子都要论证自身不是已发现的因子的代理变量。论证程序就是标准的 Fama - MacBeth 横截面回归。如果考察的因子的回归系数的时间序列值显著不为 0，则可认为其有经济意义。为确认了已实现偏度和未来股票收益率的负向关系及已实现峰度和未来股票收益率的正向关系，Amaya et al. (2011) 考虑加入以下控制变量来做 Fama - MacBeth 横截面回归，包括：滞后收益率 (Jegadeesh (1990), Lehmann (1990), Gutierrez and Kelley (2008)) 已实现波动率和公司规模 (Fama and French (1993))，账面—市值比 (Fama and French (1993))，市场贝塔，历史偏度，特异性波动率 ((Ang, Hodrick, Xing, and Zhang (2006))), 协偏度 (Harvey and Siddique (2000))，最大收益率 (Bali, Cakici, and Whitelaw (2009))，跟踪公司的分析师人数 (Arbel and Strebel (1982))，流动性不足 (Amihud (2002))，以及日内数量交易。Fama - MacBeth 横截面回归确认了相关发现。

对已实现偏度和公司特征的两向排序也确认了已实现偏度和收益率之间的关系是显著的。然而，对已实现峰度和公司特征的两向排序显示，在控制其他公司特征量之后，已实现峰度和收益率之间的关系并非总是显著的。最后，已实现偏度和已实现峰度与收益率之间的关系对于一月效应也是稳健的；仅考虑 NYSE 股票也是显著的。

为了验证上述高阶距指标不曾受到为结构噪音的污染，并确保有效的度量不对称性和肥尾效应，Amaya et al. (2011) 考察了用高频数据构造的两个替代性的偏度和峰度指标。第一个指标是 Zhang, Mykland, and Ait - Sahalia (2005) 提出的利用欠采样方法计算已实现波动率的方法，可视为已实现波动率的一个增强版本。这一方法可确保有用的数据不会被忽略，并提供了对于已实现阶距的更为可靠的估计。第二种方法使用的高频收益率分布的一些百分位数作为已实现偏度和峰度的替代指标。他们发现，当使用替代性指标计算时，已实现偏度和未来股票收益率的负相关关系仍是稳健的，不过导致的收益率会更低。但是，当使用替代性指标计算时，已实现峰度和未来股票收益率的关系就并非总是正的。此外，他们发现，横截面上的主要结果在月周期上也是成立的。

在基于已实现偏度构造多空组合的收益方面，Amaya et al. (2011) 也



对其指标和其研究人员提出的偏度指标进行了比较。他们发现使用 Zhang (2006) 提出的偏度指标, 以及 Boyer, Mitton, and Vorkink (2010) 提出的期望指标进行排序, 也会产生负的多空组合收益。但是, 在他们的样本中, 比起已实现偏度指标来说这些收益率来得更小, 并且也不显著。按历史偏度进行排序未产生统计上显著的结果。因此他们认为其发现不但补充和强化了 Boyer, Mitton, and Vorkink (2010), Zhang (2006), Xing, Zhang and Zhao (2010) 的研究, 而且显示其提出的已实现偏度指标是偏度的一个更为简洁明了的估计, 因为这些指标能导致经济上和统计上显著的结果。

Ang, Hodrick, Xing, and Zhang (2006) 发现, 特异性波动率 (idiosyncratic volatility) 值低的股票未来收益率更低。受他这项研究的激励, 他们进一步考察了已实现偏度、特异性波动率和之后股票收益率之间的关系。他们发现当特异性波动率增加时, 低偏度股票要求更高的补偿收益率, 高偏度股票要求的补偿收益率更低。再一次, 偏度信息对已实现波动率之谜提供了部分的解释。当用已实现波动率替代特异性波动率时, 结果是类似的。

最后, Amaya et al. (2011) 在包括随机波动性与跳跃的连续时间股票价格动力学框架下, 确认了已实现高阶矩的极限性质。作者表明, 高阶已实现矩的极限为连续时间价格过程的跳跃参数所决定。利用 Monte Carlo 方法, 他们验证已实现高阶矩指标对于市场微观结构噪音以及报价的不连续性 (在价格十进制化之前就存在) 是稳健的。他们也证明了, 当使用已实现波动率的一种对跳跃稳健的估计指标时, 他们横截面上的结果依然成立。

三、本书的发现

本书遵循 Amaya et al. (2011) 的研究程序, 在 A 股市场上检验了高阶矩组合的收益。发现 Amaya et al. (2011) 的研究结论只有一部分能在 A 股市场上再现。

具体来说, 已实现偏度与股票收益率之间的负向关系在 A 股市场 and 美股市场上同时观察到, 与偏度与股票收益率之间的理论研究是一致的。而已实现峰度与股票收益率之间的正向关系虽然在美股市场上观察到, 在 A 股市场上未观察到, 结合并未有理论研究表明峰度与股票收益率之间的关系, 说明峰度可能并非一个资产定价的因子。最后, 已实现波动率与股票收益率之间的负向关系在 A 股市场有所显示, 但是在美股市场上未观察到, 由于有理论说明已实现波动率与股票收益率之间关系, 说明拒绝波动率作为一个资产定价因子应更慎重。

第二节 基于高阶矩的投资组合构造

一、数据

每日偏度计算基于天软数据库中 A 股市场上市股票的 5 分钟行情数据，样本期为 2008 年 1 月 1 日到 2012 年 11 月 20 日。

基于 5 分钟行情数据构建 5 分钟对数收益率。每日交易时间为上午 9:30~11:30 和下午 1:00~15:00，共 48 个每日收益率。构造 5 分钟网格，使用在前一个 5 分钟周期内最后有记录的价格。如果在一个周期内没有价格数据，则这个周期的收益率为 0。

每周实现矩的估计为日估计值的每周平均值（从上周三至本周二）。为计算已实现矩的周估计值，只需要有一个有效的日估计值。

我们使用 Wind 数据库日行情数据来计算周收益率（从上周二收盘到本周二收盘）。

二、已实现高阶矩的计算

首先定义每家公司的日内对数收益率。在 t 日，第 i 个日内收益率如下计算：

$$r_{t,i} = P_{t-1+\frac{i}{N}} - P_{t-1+\frac{i-1}{N}} \quad (23-1)$$

p_i 是观测到的价格的自然对数。 N 为一个交易日中收益率观测的个数。我们使用 5 分钟收益率，因此，在 4 个交易小时中， $N=48$ 。

每日已实现方差是文献中的一个常见指标（参见（Andersen and Bollerslev (1998) 和 Andersen, Bollerslev, Diebold and Labys (2003)），由日内高频收益率的平方和加总得到：

$$RDVar_t = \sum_{i=1}^N r_{t,i}^2 \quad (23-2)$$

上式中不包括高频收益率的均值项，因为在日内数据的频率上，收益率主要为方差项所主导，这也是当前文献中估计每日已实现方差的标准做法。与其他估计方法相比，这种波动性度量一个优点是它的模型无关性（参见 Andersen, Bollerslev, Diebold, and Labys (2001) 以及 Barndorff - Nielsen and Shephard, (2004)）。



为考察日收益率分布的不对称性,可构建一个事后度量指标——每日已实现偏度 (daily realized skewness)。它基于日内收益率计算,并用已实现方差来标准化,如下式所示:

$$RDSkew_t = \frac{\sqrt{N} \sum_{i=1}^N r_{t,i}^2}{RDVar_t^{3/2}} \quad (23-3)$$

这一指标的直观含义是:当已实现每日偏度取负值时,表示股票的收益率分布的左尾比右尾更重;取正值表示相反,即分布的右尾比左尾更重。

为考察收益率的分布的极端性质,可构建另一个事后度量指标——每日已实现峰度 (daily realized kurtness),定义如下:

$$RDKurt_t = \frac{N \sum_{i=1}^N r_{t,i}^4}{RDVar_t^2} \quad (23-4)$$

以下的横截面上的资产定价分析将在每周一次的频率上进行。因此,需要基于每日已实现矩指标构建这些指标的每周版本。如果 t 是一周的周二,计算每周已实现波动率 (weekly realized volatility)、每周已实现偏度 (weekly realized skewness) 和每周已实现峰度 (weekly realized kurtness),定义如下:

$$RVol_t = \left(\frac{252}{5} \sum_{i=1}^4 RDVar_{t-i} \right)^{1/2} \quad (23-5)$$

$$RSkew_t = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^4 RDSkew_{t-i} \quad (23-6)$$

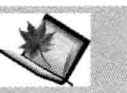
$$RKur_t = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^4 RDKurt_{t-i} \quad (23-7)$$

公式 23-5 中将已实现波动率换算成年化值,以方便对结果的解释,同时也与标准实践一致。

RVol, RSkew, RKurt 等指标是基于 2008 年 1 月 1 日到 2012 年 11 月 20 日期间,超过 40 万条“公司一周”记录来计算的。

已实现波动率和已实现波动率的无条件分布都近似服从对数正态分布,已实现偏度的无条件分布为一尖峰厚味分布,这都与 Amaya et al. (2011) 的发现一致,也与相关领域中的文献记录一致。

已实现波动率随时间有变小的趋势,这点与 Amaya et al. (2011) 在美国 1993~2008 年的样本也是一致的。但是,我们的样本中,已实现偏度和已实现峰度在时间轴上都是稳定的。这点与 Amaya et al. (2011) 的发现不同。在他们的美国 1993~2008 年的样本中,横截面上已实现偏度和已实现峰度的各分位数随时间变化都呈现更加分散的趋势。



第三节 基于已实现矩策略的收益率

本节讨论周收益与上一周已实现波动率，已实现峰度和已实现峰度的关系。

一、按已实现波动率股票排序

每周二，股票按已实现波动率排序。然后，构造价值加权组合和等权重组合。表 23-1A 报告了 A 股市场上基于已实现波动率排序的每个 10 分位数组合的周收益率的时间序列平均值。

在 A 股市场上，除最低的分位数和个别分位数外，无论是价值加权组合还是等权重组合整体上表现出收益率递减的趋势。波动率与股票收益的负向关系与 Ang, Hodrick, Xing, and Zhang (2006) 的发现一致。但是，无论是价值加权还是按等权重的方式来构造组合，其周收益率在统计上都不显著。t 值较大的分位数组合包括：价值加权组合第 10 分位数的收益为 -64.92 基点；等权重组合的收益为 -52.95 个基点。但是，多空组合——也就是买入第 10 分位数卖出第 1 分位数的组合——收益是显著的：价值加权多空组合的收益为 -44.76 基点，t 值为 2.07；等权重组合的多空组合的收益为 -52.60 基点，t 值为 3.52。

与美股市场上的发现相比较，A 股市场上的发现在已实现波动率与股票收益的负向关系方面是一致的。但是美股市场上各 10 分位数组合的收益率都为正值，而 A 股市场上更多的出现了负值。美股市场上，无论是价值加权还是按等权重的方式来构造组合，其周收益率在统计上很多是显著的，这点与 A 股市场有异。美股市场上价值加权多空组合的收益率为负值（与 A 股市场一致），等权重多空组合的收益率为正值（与 A 股市场不一致）（参见表 23-1B），且这两者均不显著，也与 A 股市场有异。

Amaya et al. (2011) 断定，美股市场上已实现波动率和未来股票收益率之间不存在稳健的关系。但是，A 股显著的多空组合收益表明，已实现波动率和未来股票收益率之间的关系尽管不稳定，但还是存在的。



表 23-1 已实现波动率各分位数组合的收益率：时间序列平均

Panel A: A 股市场 (2008 ~ 2012 年)

	最低	2	3	4	5	6	7	8	9	最高	最高 - 最低
价值加权组合											
收益率	-20.16	-15.06	1.57	-7.90	-3.91	-1.88	-9.61	-14.39	-27.80	-64.92	-44.76
t 值	-0.87	-0.55	0.05	-0.26	-0.13	-0.06	-0.30	-0.43	-0.83	-1.84	-2.07
等权重组合											
收益率	-0.35	18.33	24.13	22.46	14.19	14.35	7.75	-1.51	-18.41	-52.95	-52.60
t 值	-0.01	0.61	0.77	0.71	0.44	0.44	0.23	-0.05	-0.54	-1.49	-3.52

Panel B: 美股市场 (1993 ~ 2008 年)

	Low	2	3	4	5	6	7	8	9	High	High - Low
价值加权组合											
简单收益率	19.98	21.66	26.28	20.59	18.41	18.10	19.51	14.09	17.01	8.07	-11.92
	(3.24)	(3.06)	(3.27)	(2.19)	(1.69)	(1.39)	(1.32)	(0.81)	(0.93)	(0.41)	(-0.65)
C4 模型 Alpha	20.34	22.40	28.11	22.93	20.87	20.48	21.56	17.61	21.40	12.58	-9.42
	(3.25)	(3.13)	(3.48)	(2.42)	(1.90)	(1.56)	(1.44)	(1.01)	(1.16)	(0.63)	(-0.51)
等权重组合											
简单收益率	21.96	24.10	25.82	30.19	28.56	31.92	29.15	32.04	34.04	27.04	5.08
	(3.93)	(3.62)	(3.55)	(3.75)	(3.13)	(2.97)	(2.35)	(2.29)	(2.16)	(1.55)	(0.33)
C4 模型 Alpha	21.17	23.83	26.29	30.33	29.51	33.36	30.61	34.57	37.08	29.83	7.00
	(3.73)	(3.53)	(3.57)	(3.71)	(3.19)	(3.07)	(2.44)	(2.44)	(2.32)	(1.70)	(0.45)

资料来源：Amaya et al. (2011)。

二、按已实现偏度排序

除最低的分位数和个别分位数外，价值加权和等权重组合收益率都显示出单调递减的模式。已实现偏度和上周平均股票收益之间存在负向关系。第 10 分位数组合和第 1 分位数组合的周收益率差值，对于价值加权组合来说是 2.37 个基点，统计上不显著；对于等权重组合来说是 -21.76 个基点，统计上显著（5% 的显著性水平上）。这一发现与最近的理论进展是一致的，理论说低偏度股票应当要求风险溢价。相关文献可见 Barberis and Huang (2008)，Brunnermeier, Gollier, and Parker (2007)，and Mitton and Vorkink (2007)。等权重组合的差异值比价值加权组合的差异值来得大，显示偏度与未来收益率

的关系在小公司上更强（参见表 23-2）。

表 23-2 已实现偏度各分位数组合的收益率：时间序列平均

Panel A: A 股市场（2008~2012 年）

	最低	2	3	4	5	6	7	8	9	最高	最高 - 最低
价值加权组合											
收益率	-34.10	-1.57	-4.71	-7.32	-7.59	-8.46	-19.47	-19.91	-43.81	-31.73	2.37
t 值	-1.16	-0.06	-0.16	-0.25	-0.26	-0.29	-0.67	-0.69	-1.52	-1.10	0.15
等权重组合											
收益率	-13.52	24.71	24.77	23.57	19.38	14.97	2.00	-4.22	-28.36	-35.28	-21.76
t 值	-0.42	0.77	0.77	0.73	0.60	0.46	0.06	-0.13	-0.90	-1.13	-1.94

Panel B: 美股市场（1993~2008 年）

	Low	2	3	4	5	6	7	8	9	High	High - Low
价值加权组合											
简单收益率	40.49	33.84	27.24	19.93	26.64	15.61	20.58	9.00	5.25	16.69	-23.80
	(4.12)	(3.49)	(2.77)	(1.96)	(2.83)	(1.76)	(2.29)	(1.00)	(0.61)	(1.98)	(-3.65)
C4 模型 Alpha	39.56	35.70	28.49	21.19	29.81	16.80	22.34	10.45	8.06	18.67	-22.55
	(3.97)	(3.63)	(2.87)	(2.06)	(3.14)	(1.88)	(2.46)	(1.15)	(0.93)	(2.19)	(-3.42)
等权重组合											
简单收益率	54.99	45.73	36.08	30.78	29.43	21.13	23.78	18.22	13.29	11.54	-43.44
	(5.06)	(4.12)	(3.31)	(2.91)	(2.87)	(2.11)	(2.41)	(1.87)	(1.41)	(1.29)	(-8.91)
C4 模型 Alpha	55.92	47.21	37.47	32.50	30.40	22.08	24.96	19.81	14.34	12.06	-45.52
	(5.07)	(4.20)	(3.39)	(3.03)	(2.93)	(2.18)	(2.50)	(2.01)	(1.50)	(1.33)	(-9.26)

资料来源: Amaya et al. (2011)。

A 股市场与美股市场上的发现比较：

(1) A 股市场上的发现在已实现偏度与股票收益的负向关系方面是一致的。

(2) 美股市场上各 10 分位数组合的收益率都为正值，而 A 股市场上价值加权组合的收益率都为负值，等权重组合的 2~7 分位数才为正数。

(3) 等权重组合的差异值比价值加权组合的差异值来的大，这点在两个市场上是一致的。



三、按已实现峰度排序

除最低的分位数和个别分位数外, 价值加权和等权重组合收益率都显示出单调递减的模式。已实现峰度和上周平均股票收益之间存在负向关系。第10分位数组合和第1分位数组合的周收益率差值, 对于价值加权组合来说是30.17个基点, 统计上不显著; 对于等权重组合来说是71.50个基点, 统计上显著(1%的显著性水平上)。等权重组合的差异值比价值加权组合的差异值来的大, 显示峰度与未来收益率的关系在小公司上更强(参见表23-3)。

表 23-3 已实现峰度各分位数组合的收益率: 时间序列平均

Panel A: A股市场 (2008 ~ 2012 年)

	最低	2	3	4	5	6	7	8	9	最高	最高 - 最低
价值加权组合											
收益率	-19.38	-21.59	-15.50	-5.96	-0.48	-17.65	-10.67	-16.77	-26.69	-49.55	-30.17
t 值	-0.68	-0.74	-0.54	-0.20	-0.02	-0.60	-0.37	-0.58	-0.93	-1.71	0.00
等权重组合											
收益率	20.98	16.69	19.07	18.62	11.19	11.84	1.12	-2.85	-18.12	-50.52	-71.50
t 值	0.65	0.51	0.59	0.58	0.35	0.37	0.04	-0.09	-0.58	-1.59	-7.55

Panel B: 美股市场 (1993 ~ 2008 年)

	Low	2	3	4	5	6	7	8	9	High	High - Low
价值加权组合											
简单收益率	17.17	20.83	18.30	27.24	17.55	15.04	21.81	26.27	18.91	30.74	13.57
	(1.80)	(2.32)	(2.06)	(3.06)	(1.93)	(1.61)	(2.47)	(2.81)	(2.16)	(3.58)	(2.12)
C4 模型 Alpha	18.67	23.12	20.76	29.29	18.68	15.23	22.61	27.25	20.98	31.18	10.85
	(1.94)	(2.55)	(2.33)	(3.26)	(2.04)	(1.62)	(2.53)	(2.88)	(2.37)	(3.57)	(1.67)
等权重组合											
简单收益率	22.68	25.66	25.81	25.25	27.30	27.00	27.86	30.47	34.39	38.45	15.77
	(2.28)	(2.52)	(2.48)	(2.37)	(2.58)	(2.59)	(2.70)	(2.96)	(3.45)	(4.21)	(2.98)
C4 模型 Alpha	23.70	27.90	27.32	26.94	28.85	28.39	29.17	31.22	35.03	38.12	12.75
	(2.35)	(2.71)	(2.60)	(2.50)	(2.69)	(2.69)	(2.79)	(2.99)	(3.47)	(4.12)	(2.41)

资料来源: Amaya et al. (2011)。





A股市场与美股市场上的发现比较，A股市场上已实现分峰度与股票收益率的负向关系与美国市场不一致。由此导致的对冲组合的收益率的方向也不一致。由于理论上未见峰度与收益率之间的关系的解释，因此A股与美股市场上出现对冲组合收益方向符号相反且同时显著的情况，也可能是峰度与收益率之间不存在内在联系的缘故。

第四节 结 论

Amaya et al. (2011) 是当前高阶距与资产定价关系领域的一项阶段性的汇总研究。该文提出了三个基于高频数据加工而来的指标——包括已实现波动率、已实现偏度和已实现峰度——基于1993~2008年美国市场上超过200万个“公司一周”观测值，在周频率上系统检验了一系列资产定价因素与未来收益率之间的关系。发现：偏度与资产收益率之间存在负向关系；偏度与资产收益率之间存在正向关系，但是关系很微弱。

本书基于在A股市场的高频数据（2008~2012年）检验了该文的研究结论。发现：

（1）高阶距的经验分布。A股市场上已实现波动率、已实现偏度和已实现峰度周数据的经验分布与美股市场类似，已实现波动率随时间下降与美股市场类似外，美股市场横截面上已实现偏度和已实现峰度的各分位数随时间变化都呈现更加分散的趋势，在A股市场上并未看到。

（2）已实现波动率。与美股市场上的发现相比较，A股市场上的发现在已实现波动率与股票收益的负向关系方面是一致的。但是美股市场上各10分位数组的收益率都为正值，而A股市场上更多的出现了负值。美股市场上无论是价值加权还是按等权重的方式来构造组合，其周收益率大多在统计上显著，这点与A股市场不同。美股市场上价值加权多空组合的收益率为负值（与A股市场一致），等权重多空组合的收益率为正值（与A股市场不一致）。Amaya et al. (2011) 断定，美股市场上已实现波动率和未来股票收益率之间不存在稳健的关系。但是，A股显著的多空组合收益表明，已实现波动率和未来股票收益率之间的关系尽管不稳定，但还是存在的。

（3）已实现偏度。总体而言，A股市场上再现了美股市场上已实现偏度与股票收益率之间的负向关系。但是，美股市场上各10分位数组的收益率

都为正值，而A股市场上价值加权组合的收益率都为负值，等权重组合的2~7分位数才为正数。等权重组合的差异值比价值加权组合的差异值来的大，这点在两个市场上是一致的。

(4) 已实现峰度。总体而言，A股市场上不存在美股市场上观察到的已实现偏度与股票收益率之间的正向关系。由此导致的对冲组合的收益率的方向也不一致。由于理论上未见峰度与收益率之间的关系的解释，因此A股与美股市场上出现对冲组合收益方向符号相反且同时显著的情况，也可能是峰度与收益率之间不存在内在联系的缘故。

总之，已实现偏度与股票收益率之间的负向关系在A股市场和美股市场上同时观察到，与偏度与股票收益率之间的理论研究是一致的。而已实现峰度与股票收益率之间的正向关系在美股市场上观察到，在A股市场上未观察到，结合并未有理论研究表明峰度与股票收益率之间的关系，说明峰度可能并非一个稳定的资产定价的因子。最后，已实现波动率与股票收益率之间的负向关系在A股市场有所显示，但是在美股市场上未观察到，由于有理论说明已实现波动率与股票收益率之间关系，说明拒绝波动率作为一个资产定价因子应更慎重。





第六篇

策略检验篇



第二十四章

趋势交易策略稳健性检验

股票市场收益预测是金融学的核心研究问题之一，它与投资组合配置、资金成本测算和市场有效性检验等重要问题紧密相连。趋势交易是预测股市收益率的常用方法，这一方法通过研究历史价格、交易量等来预测股票市场的收益，常见的指标包括移动平均、通道（支撑线和阻力线）、过滤规则、区间突破规则等定量规则和头肩、双顶、双低、旗形等定性的规则。移动平均又是趋势交易策略中使用最广泛的技术分析指标，它通常被用来捕捉资产价格运动的趋势，投资者可以通过比较短移动平均和长移动平均，判断资产价格将维持现有的趋势，还是会出现另外一个新的趋势。此类技术分析被交易员、对冲基金经理、个人投资者等广泛使用，证券咨询机构也投入了大量的人力、财力到技术分析咨询中。本书以移动平均技术分析（下文简称技术分析）为例，检验趋势交易策略在预测股票市场收益率时的稳健性问题。

第一节

趋势交易策略及其实证文献

一、国外技术分析研究

技术分析被投资者广泛使用。日本投资者 Munehisa Homma 在 18 世纪就开始使用原始的蜡烛图来预测日本大米价格并获利不菲（Nison, 1991）。由 Charles Dow 在 19 世纪末最早提出、并被 William Peter Hamilton 推广的“道氏理论”在 20 世纪初更是风靡一时。Schwager（1993, 1995）通过对交易员进行采访发现，很多成功的交易员都在使用技术分析辅助交易决策。Covel（2005）在其技术分析教材也指出，投资者广泛使用技术分析指导投资。Park 和 Irwin（2007）在他们综述文章中提出，30%—40% 的外汇交易员的 6



个月以内的交易决策是利用技术分析进行决策的。Menkhoff 和 Taylor (2007) 指出, 几乎所有的外汇交易员都在使用技术分析, 而且, 交易期限越短, 技术分析对交易员越重要。

基于美国市场的早期研究发现技术分析对股票市场缺乏预测能力。Malkiel (2003) 从弱有效市场理论角度指出, 历史价格这类很容易被交易员获取的信息, 不能带来风险调整后的超额收益。Cowles (1933) 发现, Hamilton 在 1904 年到 1929 年提出的基于道氏理论的股票投资建议并不能带来显著的超额收益, 其正确率仅 55%。Fama 和 Blume (1966) 检验了滤波法则 (Filter Rule) 对 20 世纪 50 年代末的道琼斯 30 只股票的预测能力, 他们发现考虑交易成本后技术分析交易规则不能带来超额收益。Jensen 和 Benington (1970) 通过研究相对强度交易系统 (Relative Strength) 指出技术分析不能预测股票收益。这些早期的研究支持了 Fama (1970) 的有效市场假说, 股票价格已经反映了历史价格、交易量等公开信息, 因此不能借助技术分析获得超额收益。

随后的研究发现股票市场并不服从随机漫步假设, 很多经济变量被发现可以预测股票市场。如果股票收益是随机, 那么股票收益就是不可预测的, 从而也可以排除技术分析的预测能力。但是, Lo 和 MacKinlay (1988) 用方差比例模型证明股票收益并不是随机漫步的。大量的经济变量被发现对股票市场有预测能力, 重要的文献包括 Fama 和 Schwert (1977), Campbell (1987), Ferson 和 Harvey (1991), Goyal 和 Welch (2003), Campbell 和 Thompson (2007), Rapach, Strauss 和 Zhou (2010) 等, 这些研究指出股利收益率、债券收益率曲线、通货膨胀等经济变量可以预测股票收益, 这使得通过采用技术分析获利成为可能。

从 20 世纪 90 年代开始, 文献相继发现技术分析可以成功用于美国股票市场投资。例如, Brock, Lakonishok 和 Lebaron (1992) 通过使用稳健的统计方法发现, 移动平均 (Moving Average Rule) 和交易区间突破 (Trading Range Break Rule) 可以预测从 1897 年到 1986 年间的道琼斯指数。Brown, Goetzmann 和 Kumar (1998) 重新检验了 William Peter Hamilton 根据道氏理论提出的择时投资建议, 他们发现这些投资建议可以给投资者带来正的风险调整超额收益和高夏普比率。后来, Lo, Mamaysky 和 Wang (2000) 利用核回归自动模式识别方法和分布比较方法发现, “双底” 和 “头肩” 等技术分析技术是有价值的。Savin, Weller 和 Zvingelis (2007) 改善了 Lo, Mamaysky 和 Wang (2000) 的模式识别方法, 发现 “头肩” 这一个常见的技术分析指标是有价值的。

预测模型统计上的显著性有可能是源于数据窥察 (Data Snooping), 尤其当一个数据集被多次反复使用进行参数估计、模型选择的时候 (Lo 和 MacKinlay, 1990)。Sullivan, Timmermann 和 White (1999) 通过使用 White (2000) 现实检验 (Reality Check) 方法支持了 Brock, Lakonishok 和 Lebaron (1992) 的结果, 但他们同时发现, 技术分析在 1987 至 1996 年间并不是特别有效。Allen 和 Karjalainen (1999) 发现, 在 1928 至 1995 年间, 基因算法交易策略并不能跑赢“购买并持有”这一简单的交易策略。Neely (2003) 的研究也支持了 Allen 和 Karjalainen (1999) 的技术分析不能带来风险调整的超额收益的结论。

二、中国市场实证研究

国内的研究多集中在移动平均交易规则的样本内预测能力的检验。使用 1996 年 1 月到 1999 年 6 月上证综指的日交易数据, 林玲、曾勇和唐小我 (2000) 发现移动平均可以预测中国股市的日收益数据。胡彬彬, 党佳瑞和蓝柏雄 (2001) 发现技术分析可以预测 2000 年以前的中国股票市场。唐应辉、李攀峰和杨晋浩 (2002) 采用结构模式识别的方法, 发现移动平均可以显著的预测中国股票市场。邓杰和唐国兴 (2009) 发现移动平均和区间突破可以预测 1991 年到 2000 年的中国股票市场指数和个股收益。孙碧波和方健雯 (2004) 使用 1990 年到 2003 年的数据发现, 在考虑了交易成本和异步交易后移动平均和交易区间突破仍可以带来超额收益。这些研究发现技术分析对中国股票市场是有一定的预测能力的。

后续研究发现技术分析对中国股票市场的预测能力是时变的。韩杨 (2001) 发现技术分析在 1996 年以前的 A 股市场显著有效, 而且短期分析比中长期分析更有效; 但在 1996 年到 2001 年很难单纯依靠技术分析获得超额利润。戴洁和武康平 (2002) 发现考虑交易费用后, 技术分析在中国股票市场的预测能力很弱。陈浪南和王艺明 (2001) 通过使用 White (2000) 现实检验 (Reality Check) 方法, 发现在考虑数据窥察 (Data Snooping) 问题后, 很多技术分析指标不再显著。曾劲松 (2005) 发现技术分析在 1999 年前是预测能力的, 在 1999 年到 2004 年预测能力减弱。

三、样本外预测能力检验

预测变量的预测能力检验一般用样本内检验和样本外检验两种方法。虽然有争议, 但目前学者们一般认为样本外检验更加稳健。Inoue 和 Kilian (2004) 指出样本内检验和样本外检验的效果大小类似 (Size), 但是样本内





检验有更高的统计检验力 (Power)，因此他们提倡使用样本内方法检验预测变量的预测能力，Campbell 和 Thompson (2008) 也表示支持他们的看法。

Goyal 和 Welch (2008) 提出样本外检验是样本内检验的重要补充。他们强调，如果模型设定是正确的，那么样本内检验确实优于样本外检验。但是，现实的模型设定过程中存在模型不确定性，当研究者对自己设定的预测模型的正确性没有完全信心的时候，样本外检验就会更加稳健。他们的实证发现，很多样本内显著的预测变量缺乏样本外预测能力。

Rapach, Strauss 和 Zhou (2010) 从模型过度拟合的角度支持了样本外检验，他们指出样本内显著性可能是由于过度的模型搜索带来的“虚假的显著” (Spurious)，这样的模型虽然有样本内预测能力，但是样本外就会丧失预测能力，他们建议使用样本外方法检验预测模型。

Campbell 和 Thompson (2008) 研究了基于经济理论的简单约束对样本外预测的影响，发现附加约束的股利收益率等经济变量具有样本外预测能力。Rapach, Strauss 和 Zhou (2010) 发现，尽管单个变量在样本外缺乏预测能力，简单的平均预测的预测表现却可以持久的优于历史平均收益。Rapach, Strauss 和 Zhou (2010) 认为简单的平均预测属于收缩预测 (Shrinkage Forecast)，它比单个预测的预测能力稳定，从而有更好的样本外预测表现。Mamaysky, Spiegel 和 Zhang (2007) 发现 OLS 和卡尔曼滤波 (Kalman filter) 模型的混合预测可以显著提高共同基金样本外 α ，Timmermann (2008) 也曾将混合预测应用于股票收益预测。

Goyal 和 Welch (2008) 和 Rapach, Strauss 和 Zhou (2010) 发现多元线性回归或“Kitchen Sink”模型样本外预测能力很差。这是因为缺乏约束的、复杂的模型经常存在样本内过度拟合的缺陷，从而导致样本外预测能力差。从样本外检验的角度研究技术分析预测能力的文献逐步增加。Gencay (1998) 使用样本外预测性回归研究技术分析指标是否可以预测道琼斯指数日收益。Neely, Rapach, Tu 和 Zhou (2010) 研究移动平均交易规则是否可以在样本外预测标准普尔指数月收益。

通过以上的文献梳理可以发现，无论是对国外较为发达的资本市场，还是像中国这样的新兴市场，技术分析是否有效并不存在一以贯之的结论。在国内，由于技术分析的预测能力并不稳定，对以技术分析为代表的趋势交易策略样本外预测效果的检验缺少相关验证。基于此，本书在随后的部分讨论以移动平均技术为代表的趋势交易策略样本外预测能力的计量检验方法以及实证检验。



第二节 趋势交易策略的构建

一、递归回归预测收益率

投资者一般使用移动平均交易规则生成交易信号，它是通过比较两个不同长度的移动平均值来生成“买”（ $S_{t+1} = 0$ ）和“卖”（ $S_{t+1} = 1$ ）交易信号：

$$S_{t+1} = \begin{cases} 1, & \text{if } MA_{s,t} \geq MA_{l,t} \\ 0, & \text{if } MA_{s,t} \leq MA_{l,t} \end{cases} \quad (24-1)$$

其中，

$$MA_{j,t} = (1/j) \sum_{i=0}^{j-1} P_{t-i} \quad \text{其中 } j = s, l \quad (24-2)$$

P_t 是股票市场指数的水平， S 是短期移动平均的长度， l 是长期移动平均的长度，且有 $s < l$ 。 $S_{t+1} = 1$ 和 $S_{t+1} = 0$ 分别预示着正的和负的预期收益。

我们用 $MA(s, l)$ 来代表短和长移动平均的数据长度分别是 S 和 l 的移动平均交易规则，它可以用来捕捉股票价格的变动趋势。例如，如果股票价格处于一个下跌趋势中，那么短移动平均就会比长移动平均小；当股票市场企稳并开始反弹上涨，那么短移动平均就会比长移动平均涨得快一些，并最终自下而上超过长移动平均，我们于是得到了一个买入交易信号。同样道理，如果市场一直处于上涨的趋势中，那么短移动平均就会比长移动平均高；当市场触顶并开始下跌，那么短移动平均就会比长移动平均跌得快一些，并最终自上而下穿过长移动平均，我们就得到了一个卖的交易信号。

为了研究分析移动平均交易规则 $MA(s, l)$ 是否可以预测股票市场，我们构造了一个递归样本外回归分析模型（Recursive Out-of-Sample Predictive Regression）。回归模型如下：

$$r_t = \alpha^{s,l} + \beta^{s,l} S_t^{s,l} + \varepsilon_t^{s,l} \quad (24-3)$$

其中， r_t 是从 t 期的市场收益率减去无风险收益率得到的市场超额收益率， $S_t^{s,l}$ 是由移动平均交易规则 $MA(s, l)$ 利用到 $t-1$ 期为止的信息生成的交易信号， $\varepsilon_t^{s,l}$ 是残差。为了利用回归模型（24-3）进行样本外预测，我们把全体样本的 T 个观测值分成 m 个样本内观察值和 q 个样本外观察值，即有

$T = m + q$ 。初始, 移动平均交易信号 $S_t^{s,1}$ 预测的第 $m + 1$ 期股票收益是:

$$\hat{r}_{m+1}^{s,1} = \hat{\alpha}_m^{s,1} + \hat{\beta}_m^{s,1} S_{m+1}^{s,1} \quad (24-4)$$

其中, $\hat{\alpha}_m^{s,1}$ 和 $\hat{\beta}_m^{s,1}$ 是通过利用模型 (24-3), 把 $\{r_t\}_{t=2}^m$ 对常数项和 $\{S_t^{s,1}\}_{t=2}^m$ 进行普通最小二乘法 (OLS) 回归得到的。紧接着, 我们可以对 $m + 2$ 期的股票超额收益进行如下预测:

$$\hat{r}_{m+2}^{s,1} = \hat{\alpha}_{m+1}^{s,1} + \hat{\beta}_{m+1}^{s,1} S_{m+2}^{s,1} \quad (24-5)$$

其中, $\hat{\alpha}_{m+1}^{s,1}$ 和 $\hat{\beta}_{m+1}^{s,1}$ 是通过利用模型 (24-3), 把 $\{r_t\}_{t=2}^{m+1}$ 对常数项和 $\{S_t^{s,1}\}_{t=2}^{m+1}$ 进行普通最小二乘法 (OLS) 回归得到的。我们反复使用这一方法直到最后一个值, 最终我们用移动平均交易信号 $S_t^{s,1}$ 一共得到了 q 个样本外预测 $\{\hat{r}_{t+1}^{s,1}\}_{t=m+1}^{T-1}$ 。这一流程模拟了业界投资者的预测过程。

二、滚动回归预测收益率

结构变迁在金融市场和实体经济中是很常见的, 尤其是像中国这样的新兴经济体, 因此我们也考虑滚动预测 (Rolling Estimation)。使用滚动预测模型进行参数估计的时候, 增加新的数据的同时删除最老的数据, 用于估计参数的样本量不随时间变化, 这么计量模型只包括最新的信息。类似递归预测回归, 我们采用了以下线性预测模型:

$$r_t = \alpha^{s,l,k} + \beta^{s,l,k} S_t^{s,l} + \varepsilon_t^{s,l,k} \quad (24-6)$$

其中, r_t 是从 t 期的市场收益率减去无风险收益得到的市场超额收益率, $S_t^{s,1}$ 是由移动平均交易规则 MA ($s; 1$) 利用到 $t - 1$ 期为止的信息生产的交易信号, $\varepsilon_t^{s,l,k}$ 是残差项。类似于递归回归, 一开始, 移动平均交易信号 $S_t^{s,1}$ 预测的第 $m + 1$ 期股票收益是:

$$\hat{r}_{m+1}^{s,l,k} = \hat{\alpha}_m^{s,l,k} + \hat{\beta}_m^{s,l,k} S_{m+1}^{s,l,k} \quad (24-7)$$

其中的 $\hat{\alpha}_m^{s,l,k}$ 和 $\hat{\beta}_m^{s,l,k}$ 是通过利用模型 24-6, 把 $\{r_t\}_{t=m+1-k}^m$ 对常数项和 $\{S_t^{s,1}\}_{t=m+1-k}^m$ 进行普通最小二乘法 (OLS) 回归得到的, 不同于递归回归模型, 使用 $m + 1$ 期前能得到的所有 m 个样本, 这里用于估计参数的样本数固定为 k 。接下来我们可以对 $m + 2$ 期的股票超额收益进行如下预测:

$$\hat{r}_{m+2}^{s,l,k} = \hat{\alpha}_{m+1}^{s,l,k} + \hat{\beta}_{m+1}^{s,l,k} S_{m+2}^{s,l,k} \quad (24-8)$$

其中的 $\hat{\alpha}_{m+1}^{s,l,k}$ 和 $\hat{\beta}_{m+1}^{s,l,k}$ 是通过利用模型, 把 $\{r_t\}_{t=m+2-k}^{m+1}$ 对常数项和 $\{S_t^{s,1}\}_{t=m+2-k}^{m+1}$ 进行普通最小二乘法 (OLS) 回归得到的, 用于估计参数估计的样本数也同样固定为 k 而不是像递归模型 (24-3) 使用到 $m + 2$ 期前能得到的所有 $m + 1$ 个样本。我们反复使用这一方法直到最后一个值, 最终我们用移动平均交易信号 $S_t^{s,1}$ 一共得到 2 个样本外预测 $\{\hat{r}_{t+1}^{s,l,k}\}_{t=m}^{T-1}$ 。在文章的第三部



分中, 我们设定 $k = 60$, 即固定用过去 5 年的数据进行参数估计。

我们使用历史平均收益作为我们的预测基准。利用带漂移项的随机游走模型, 股票超额收益的预测值为 $\bar{r}_t = (1/t) \sum_{j=1}^t r_j$, 即历史平均收益。Goyal 和 Welch (2008) 发现许多预测变量虽然有显著的样本内预测能力, 在样本外却不能持久的优于历史平均收益预测, 因此 $\bar{r}_{t+1}$ 仍是一个很好的预测评估基准。

三、附加 Campbell - Thompson 约束

我们还附加了 Campbell 和 Thompson (2008) 的样本外预测约束, 他们发现, 基于经济理论的简单约束可以改善单个经济变量的预测效果, 使其可以更加持久的优于历史平均收益预测。在我们约束模型中如果预测的超额股票收益为负则设其为零, 因为考虑到股票投资风险, 预期股票超额收益通常为正, 即保证: $\hat{r}_{t+1} > 0$ 。一般而言, 斜率的估计值 $\hat{\beta}_{m+1}$ 的估计值也应该取正值, 即有: $\hat{\beta} > 0$; 如果估计值小于 0, 则在进行预测时将其设定为 0。

四、预测效果的评估方法

本书中使用两种预测评估方法。一种是 Campbell 和 Thompson (2008) 的样本外 R^2 统计量, 即 R_{OS}^2 , 它测度了用预测模型代替历史平均收益预测能带来的均方预测误差 (MSPE) 减少比例。它和常见的样本内 R^2 统计量是很相似的:

$$R_{OS}^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^q (r_{m+k} - \hat{r}_{m+k})^2}{\sum_{k=1}^q (r_{m+k} - \bar{r}_{m+k})^2} \quad (24-9)$$

其中 $\hat{r}_{m+k}$ 是技术分析指标预测的股票超额收益。显然, $R_{OS}^2 > 0$ 时, 就均方预测误差 (MSPE) 而言, 技术分析指标比历史平均收益的预测效果好。

本书使用的另一种评估方法是基于 Clark 和 West (2007) 的 MSPE - adjusted 统计量来做假设检验, 即: 原假设是技术分析指标和历史平均收益有相同的均方预测误差 (MSPE), 备择假设是技术指标比历史平均收益的均方预测误差 (MSPE) 低。Clark 和 West (2007) 改进了 Diebold 和 Mariano (1995) 和 West (1996) 的工作得到了 MSPE - adjusted 统计量, 这一统计量在比较嵌套模型 (Nested Model) 时仍具有渐进正态分布。技术分析指标与历史平均收益之间的预测能力的比较属于嵌套模型, 当我们设定技术分析预测模型 (24-3) 中的 $\beta^{*,1} = 0$ 的时候, 我们就可以得到带漂移项的随机游走模型, 此模型预测的股票超额收益等于历史平均收益。为了计算 MSPE - ad-



justed 统计量我们需要先计算如下公式：

$$f_{t+1} = (r_{t+1} - \bar{r}_{t+1})^2 - [(r_{t+1} - \hat{r}_{t+1})^2 - (\bar{r}_{t+1} - \hat{r}_{t+1})^2] \quad (24-10)$$

然后计算 $\{f_{t+1}\}_M^{T-1}$ 对应常数项进行回归时得到的 t 值，如果大于 1.282 则表明统计量 MSPE-adjusted 在 10% 的显著性水平上显著；如果 t 值大于 1.645 则表明上述的统计量在 5% 的显著性水平上显著。Clark 和 West (2007) 所做的蒙特卡洛模拟表明，MSPE-adjusted 有很好的小样本性质。

第三节 实证分析

一、数据

本节利用的数据包含上证综指、沪深 300 指数以及沪深 300 指数按代码排名前十的 10 只股票的数据，数据均源于 Wind 数据库。上证综指从 1990 年 12 月至 2012 年 1 月共计 254 个观测值。假定以上证综指为投资标的，利用趋势交易策略预测收益率，并据此进行买卖操作。在进行递归回归时从 1990 年 12 月至 2007 年 2 月计 194 个观测值作为初始样本，利用从 2007 年 3 月至 2012 年 1 月共计 60 个观测值进行样本外预测。在进行滚动回归时，参数 K 设为 60，即用过去 5 年的数据进行滚动预测。沪深 300 指数及其中的 10 只成分股为月度数据，均从 2005 年 4 月至 2012 年 1 月，共计有 82 个观测值。

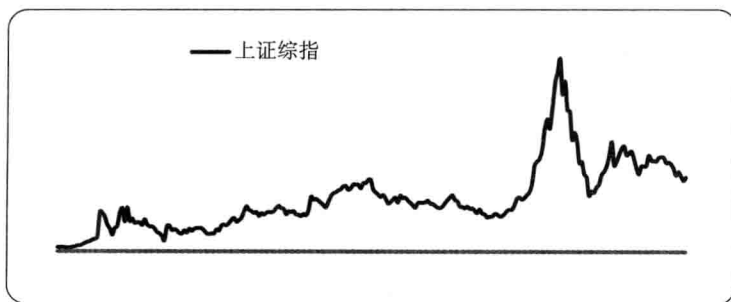


图 24-1 上证综指及其对数收益率走势

图 24-1 给出了上证综指及其相应的收益率走势。在 1995 年之前，收益率的每月波动较为剧烈，如在 1992 年 5 月份和 1994 年 8 月份，月收益率分别达到了 44% 和 37%。此后，月收益率的波动较为平稳，月收益率的绝对值再没有超过 15%。这也反映出随着我国证券市场交易制度的不断完善，股市的运行逐渐趋于平稳。

二、实证结果

表 24-1 汇报了利用移动平均交易规则 $MA(s, l)$ 进行收益率预测时 R_{OS}^2 统计量与收益率预测均值的结果。由于 s 和 l 的选取具有随意性，为了避免 data-snooping 问题，我们选取了如下的构成组合：

$$\begin{cases} s = 1, 2 \\ l = 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24 \end{cases} \quad (24-11)$$

表 24-1 汇报了 4 类预测模型的预测结果：（1）不附加 Campbell-Thompson 约束的递归模型，即第 2~3 列；（2）不附加 Campbell-Thompson 约束的滚动模型，即第 4~5 列；（3）附加 Campbell-Thompson 约束的递归模型，即第 6~7 列；（4）附加 Campbell-Thompson 约束的滚动模型，即第 8~9 列。数估计期固定为 5 年，即 60 个月。共 16 个单个移动平均预测。

表 24-1 模型样本外预测结果（月度数据，%）

模 型	递归回归				滚动回归			
	递归 + 无约束		递归 + 约束		滚动 + 无约束		滚动 + 约束	
	R_{OS}^2	预测均值	R_{OS}^2	预测均值	R_{OS}^2	预测均值	R_{OS}^2	预测均值
MA (1, 3)	5.40 *	1.40	1.80 *	0.40	5.23 *	1.46	1.42 *	1.27
MA (1, 6)	7.20 *	1.50	2.44 *	0.50	5.58 *	2.03	1.46 *	1.45
MA (1, 9)	-0.10	1.30	-3.03	0.40	-0.11	1.29	-1.32	1.28
MA (1, 12)	6.00 *	1.40	3.99 *	0.20	5.90 *	1.44	2.73 *	1.41
MA (1, 15)	0.70	1.00	-3.35	0.80	0.74	0.93	-1.67	1.30
MA (1, 18)	0.70	1.29	-2.51	0.50	0.73	1.29	-0.84	1.28
MA (1, 21)	0.20	0.50	-5.36	0.80	0.41	0.53	-2.68	1.25
MA (1, 24)	1.80	1.10	-2.05	0.60	1.91 *	1.08	-0.36	1.35
MA (2, 3)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
MA (2, 6)	1.50 *	0.90	-3.00	0.80	1.65 *	0.93	-1.12	1.33
MA (2, 9)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
MA (2, 12)	0.70	0.30	-3.71	0.80	1.04	0.39	-1.50	1.22
MA (2, 15)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
MA (2, 18)	0.20	0.50	-5.30	0.90	0.52	0.56	-2.62	1.29
MA (2, 21)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
MA (2, 24)	0.20	0.60	-4.40	0.90	0.27	0.64	-2.30	1.27

注：* 表示在 5% 的水平上显著。





表 24-1 的第 2 列显示, 在 16 个不附加 Campbell-Thompson 约束的递归模型中有 11 个具有正的 R_{os}^2 , 表明利用均线系统所指定的投资决策能够有效的提高收益水平, 预测均值最高的是 MA(1,6)。利用附加 Campbell-Thompson 约束的递归模型和滚动模型具有相同的结果在表 24-1 第 4 和第 8 列显示。在第 8 列中, 16 个移动平均预测中同样有 11 个具有正的 R_{os}^2 , 且在统计上具有显著性。结果表明, 附加约束后能显著的提高预测收益率的均值。

利用周数据进行计算得到如表 24-2 所示的结果。与利用月数据得到的预测结果比较, 预测效果有明显的提高。以递归+无约束回归为例, 16 个组合中的 R_{os}^2 全部为正值, 表明利用趋势交易能够显著提高收益, 特别是附加约束后, 能显著提高预测收益率的均值。

表 24-2 股票收益样本外预测结果 (周数据, %)

模 型	递归回归				滚动回归			
	递归+无约束		递归+约束		滚动+无约束		滚动+约束	
	R_{os}^2	预测均值	R_{os}^2	预测均值	R_{os}^2	预测均值	R_{os}^2	预测均值
MA (1, 3)	0.78	0.59	0.56	0.71	1.55	0.20	1.65	0.35
MA (1, 6)	2.36	0.57	2.02	0.67	2.34	0.19	2.13	0.36
MA (1, 9)	3.80	0.53	3.57	0.59	3.11	0.15	2.59	0.39
MA (1, 12)	2.33	0.55	2.34	0.55	2.21	0.13	1.98	0.33
MA (1, 15)	2.14	0.55	2.14	0.55	1.73	0.14	1.68	0.31
MA (1, 18)	2.61	0.54	2.62	0.54	2.29	0.13	2.18	0.34
MA (1, 21)	2.22	0.54	2.23	0.54	1.91	0.14	1.94	0.33
MA (1, 24)	2.12	0.55	2.12	0.55	1.83	0.18	1.84	0.35
MA (2, 3)	1.19	0.58	1.23	0.60	1.32	0.21	1.59	0.32
MA (2, 6)	2.15	0.57	2.15	0.58	1.76	0.17	1.67	0.31
MA (2, 9)	2.04	0.55	2.06	0.55	1.57	0.16	1.52	0.32
MA (2, 12)	2.46	0.55	2.47	0.55	2.27	0.15	2.07	0.33
MA (2, 15)	2.70	0.55	2.73	0.55	2.25	0.15	2.11	0.34
MA (2, 18)	2.07	0.56	2.07	0.56	1.85	0.15	1.83	0.34
MA (2, 21)	1.77	0.54	1.77	0.54	1.53	0.16	1.62	0.33
MA (2, 24)	1.71	0.54	1.71	0.54	1.49	0.18	1.50	0.35

注: 所有的预测结果均在 5% 的水平上显著, 不再特别标出。



图 24-2、图 24-3、图 24-4 和图 24-5 分别给出了无 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益预测 ($S=1$)、无 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益预测 ($S=2$)、附加 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益预测 ($S=1$) 以及附加 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益预测 ($S=2$) 的序列图。通过比较可以发现, 附加 Campbell - Thompson 约束相当于附加了一个熔断机制, 当收益率为负值时, 投资者可以采取清仓的策略, 从而保证收益率为 0, 而不会随着股价的下跌出现负的收益。此外, 当 S 和 L 采取较短的期间时预测效果更好。在本文的实证分析中, 无论是附加 Campbell - Thompson 约束与否, 均是 $MA(1,3)$ 的预测效果最好。

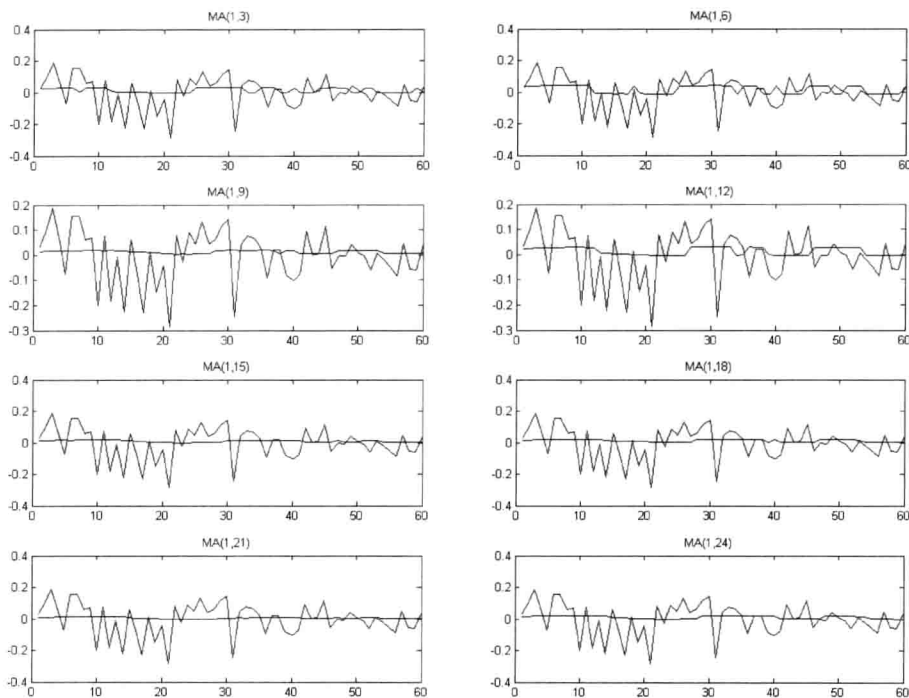


图 24-2 无 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益 ($S=1$)

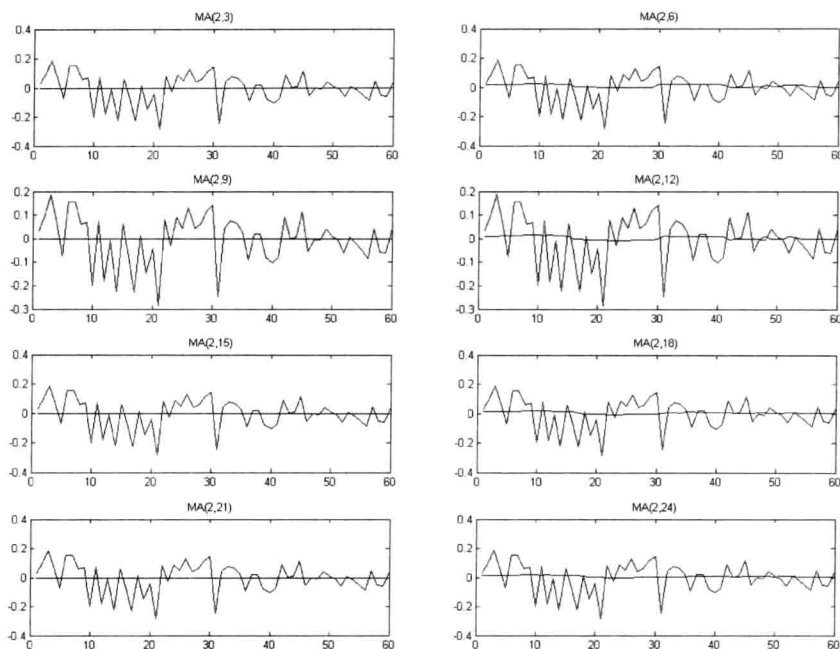


图 24-3 无 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益 ($S = 2$)

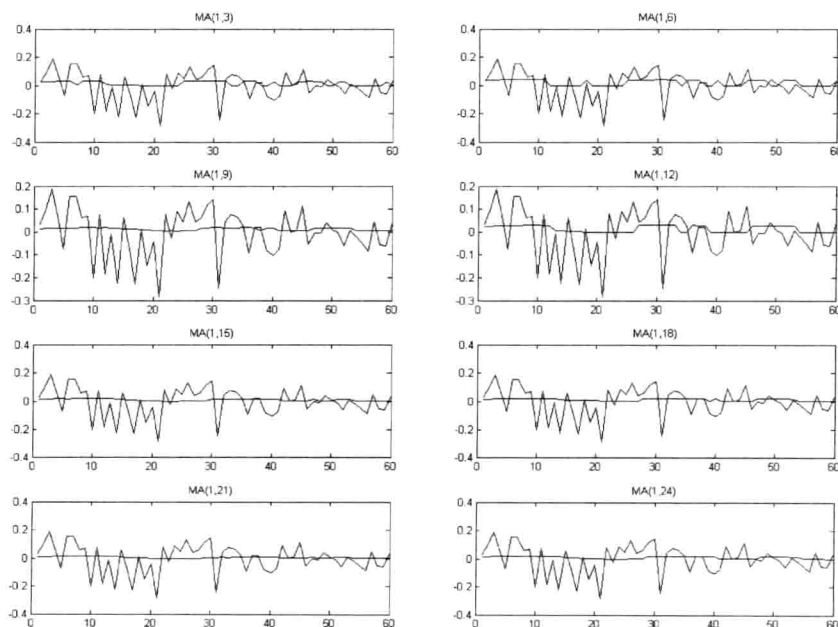


图 24-4 附加 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益 ($S = 1$)

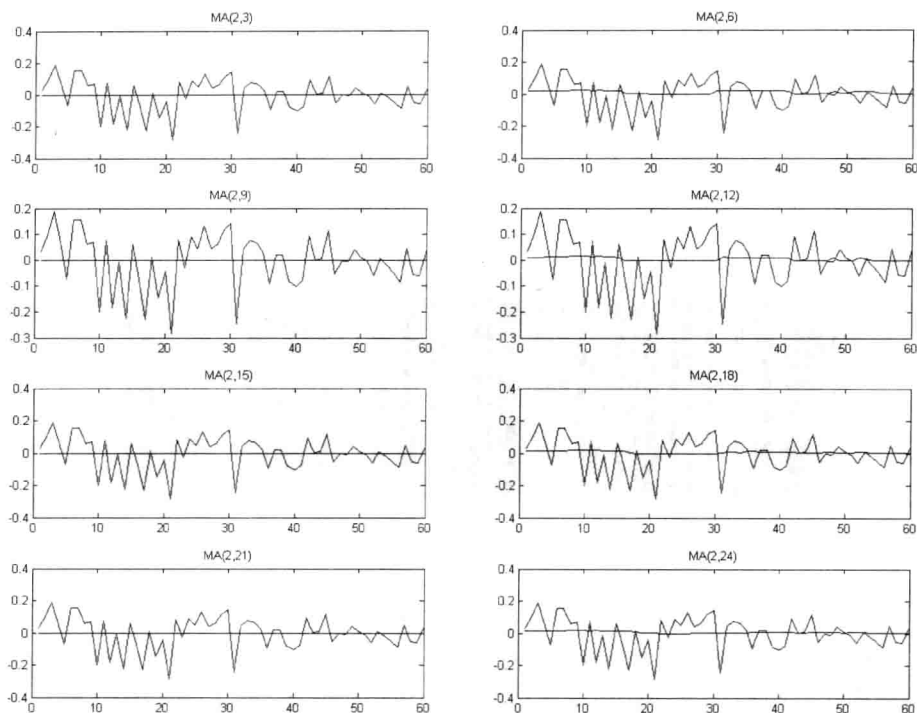
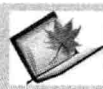


图 24-5 附加 Campbell - Thompson 约束递归预测样本外收益 ($S = 2$)

三、样本外预测的优化处理

如上讨论的交易策略在 $S_{t+1} = 1$ 时投资者均可以介入。从事后来看，即便是交易信号将要由买入变为卖出时，投资策略依然发出买入信号，这样的操作会降低平均的收益水平。因此，需要对交易策略进行优化。最简单的优化方式是在交易信号发出买入标示时进行“买入”操作，而在交易信号发出“卖出”时立即进行卖出操作。假定交易信号序列 $\{S_t\}_{t=1}^T$ 的部分值具有如下的形式：

$$\cdots S_{t-1} = 0, S_t = 1, S_{t+1} = 1, \cdots S_{t+k} = 1, S_{t+k+1} = 0, \cdots \quad (24-12)$$

按照上述优化原则需要在 t 时刻进行买入操作，之后一直保持 k 期的持有状态至 $t+k$ 时点，在 $t+k+1$ 时点则进行卖出操作。

假定投资标的资产为上证综指，图 24-6 给出了利用 MA(1,3) 交易策略时两条不同的趋势线与相应对标的资产持有、卖出期。第二个子图中的黑色柱表示持有的期间，空白处标示卖出期间。假定初始的资本金为 100 元，买卖费率为 3‰，按照优化原则进行操作。期末资本金为 4319.24 元，涨幅为

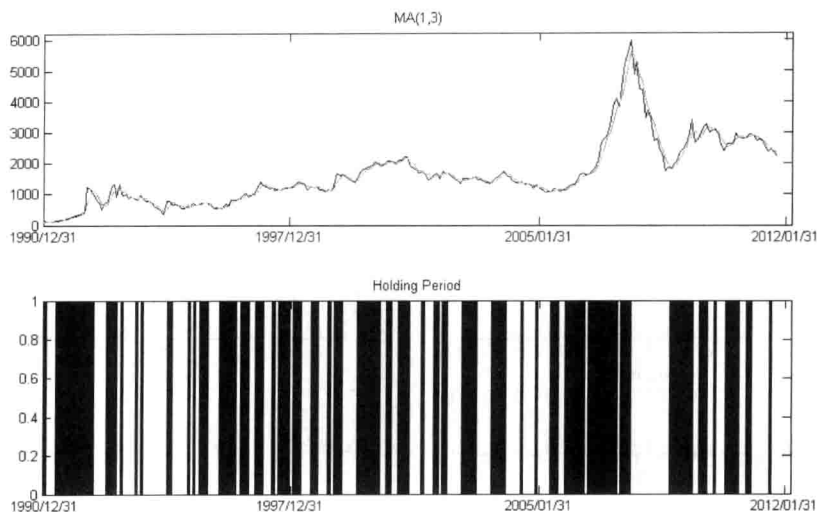


图 24-6 交易持有期与空仓期情况分析

386

4219%，年化收益率为 19.47%，远高于市场同期表现。

趋势交易策略可以辅助判断买卖点的时机选择，但对择股却帮助不大。使用周数据检验沪深 300 指数中代码排名前 10 的成分股，同样利用 MA(1, 2)交易策略，初始资本假定为 100 元，买卖费率均设定为 3‰，采用优化的策略进行操作。期末资本以及年化收益率等结果如表 24-3 所示。图 24-7 和图 24-8 分别给出了 10 只股票资本账户的变动情况。结果显示，不同的投资标的，利用相同的趋势交易策略，收益水平存在极大的差异。

表 24-3

沪深 300 指数部分股票收益率测算

代码	名称	初始资本金 (元)	期末资本金 (元)	交易次数	年化收益率 (%)
600001	深发展 A	100	246.34	33	14.29
600002	万 科 A	100	348.67	35	20.33
600009	中国宝安	100	262.38	37	15.36
600012	南 玻 A	100	372.21	33	21.5
600021	长城开发	100	362.13	27	21
600024	招商地产	100	353.69	29	20.58
600027	深圳能源	100	260.46	35	15.24
600039	中集集团	100	238.33	27	13.73
600059	辽通化工	100	237.59	41	13.68
600060	中金岭南	100	1000.21	31	40.66

在前 5 只股票中，表现最好的是南玻 A，取得了 21.5% 的年化收益率，表现最差的是深发展 A，仅有 14.29% 的年化收益率。每只股票的资金走势同沪深 300 指数具有明显的同向性：大盘向上时，资本线也是一路上行，随着熊市的到来，资本线也逐步走低，回撤的幅度较大。

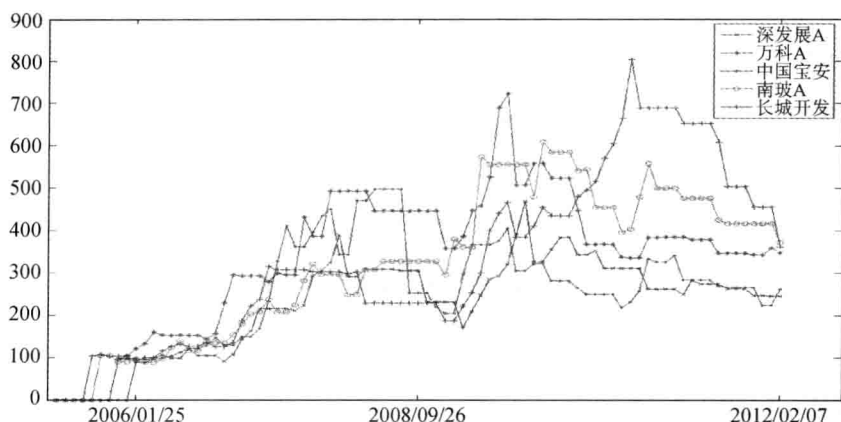


图 24-7 前 5 只股票资本金走势

图 24-8 给出了后 5 只股票的资金走势图，表现最好的股票是中金岭南，取得了 40.66% 的年化收益率。利用趋势交易策略，通辽化工的年化收益率最差，仅有 13.68%。综合而言，由这 10 只股票的资本金走势图可以看到，趋势交易策略的运用效果有如下两个重要的特点。

一是资金走势与大盘具有高度的关联性。当大盘处于上升时期，资金量也迅速增加，表明利用趋势交易策略获得较高的收益；当大盘处于下降时期时，根据趋势交易策略的卖出信号，操作处于空仓状态，资金量不再变化，处于稳定状态。值得关注的是，当大盘处于盘整时期时，趋势策略会发出过多的买卖交易信号，致使频繁操作，由于标的资产价格变化幅度较小，盈利不足以抵补交易成本，甚至交易本身不会产生正盈利。

二是趋势交易策略能够辅助投资者确定买卖的时机，但策略本身并不能确定哪些标的资产最具有投资价值。以上利用沪深 300 指数的 10 只成分股所作的分析表明，将相同的交易策略应用于不同的标的资产，所产生的收益水平以及回撤幅度都存在极大的差异。这也是应用趋势交易策略时需要关注的重点。



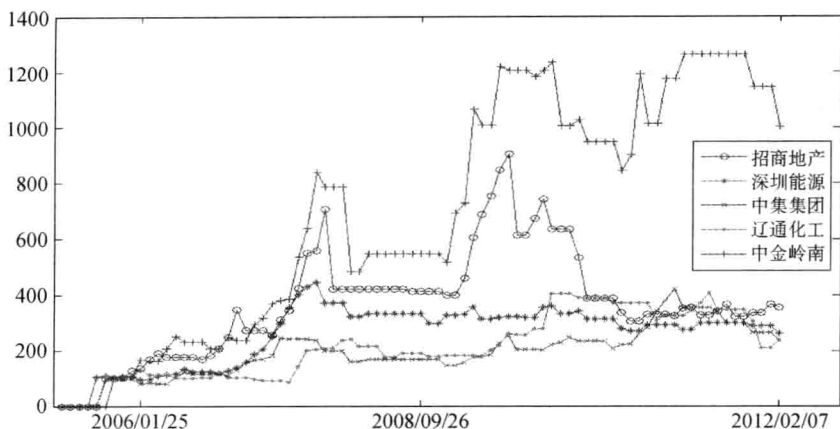


图 24-8 后 5 只股票资本金走势

第四节 结论及投资建议

一、趋势交易策略简评

本书检验了利用趋势交易策略对样本外收益率进行预测时的稳健性问题，结果表明，利用较短期间参数的趋势交易策略能够显著的提高收益水平，附加 Campbell - Thompson 约束后，预测收益率的均值均有所提高。此外，不同频率的数据，对收益率预测效果截然不同：利用月度与周数据所作的分析表明，周数据的对收益率的预测效果更好。但这并不表明数据的频率越低，收益水平越高。因为交易信号过于频繁，使得交易成本足以抵消交易获得的收益。对于短线趋势交易策略而言，短期内价格序列的大幅波动是其得以存在的前提，如果遇到盘整行情，则均线经常会粘合在一起，频繁发出开仓和平仓信号，在盘整行情中频繁交易的最终结果将会是亏损。

趋势交易策略依然具有广阔的应用空间。趋势交易策略能够辅助投资者确立买卖标的资产的时机，在实际操作中具有重要参考价值。在现货市场与期货市场上均使用，特别是在可以同时买空、卖空的市场上，可以依照趋势交易策略发出的买入信号建立头寸（多或空），一直到趋势反转时再了结当

前头寸，同时建立反向头寸。一般而言，趋势交易策略本身的盈利能力取决于四个因素，一是交易频率的选择；二是确定计算指标的历史数据周期；三是确定技术指标的阈值，即触发交易的指标阈值；四是风险控制原则，最主要的是止损策略。合理选择移动平均的参数组合，对构建可盈利的交易策略具有重要意义。

二、投资建议

趋势交易策略涵盖的技术指标种类繁多，计算公式各异，但股票市场的变化较为迅速，任何单一技术指标不可能适用于所有的市场变化，每个指标都可能出现无效的状态，提高交易策略的稳健性就需要构建多重指标进行综合的判定。以上分析也表明，是交易策略本身仅能提供买卖交易的信号，并不能对标的资产价格的未来走势作出判断，而标的资产本身的性质直接影响趋势交易策略本身的收益水平，因此，需要其他的方法选择标的资产，如基本面分析等方法。

以上在检验趋势交易策略的稳健性时，仅考虑价格因素对投资的指导，并没有考虑成交量因素。在具体的投资策略上，为了避免信号延迟等缺陷，可以利用价格与成交量因素相互配合进行投资。在仓位控制上，可以采用“倒三角”加仓或“正三角”加仓的方式避免信号的突然反转带来资金的大幅波动。





第二十五章

量化交易策略的评价与回溯检验

第一节 引言

不管是我们自己还是通过其他人来管理投资的资产，我们首先需要关心的问题是这一投资组合的如何运行才符合自己的预期，也就是我们如何来评价资产运营的绩效。简单地说，资产增值是由几个关键步骤构成的投资决策过程，包括策略的测试、资产的配置、安全性的评估、资产组合的构建和交易的执行。显见，对交易策略的评测应当是投资决策的一部分，而不应仅仅视之为一个外部工具而已。

事实上，对于一个交易策略，我们对其评测的主要出发点是希望能够理解或者回答以下三个基本问题：

- (1) 资产的收益是什么？或者资产的收益来自哪里？
- (2) 资产组合的交易策略为什么如此运行？
- (3) 如何提高交易策略的绩效？

因此，对交易策略的评测是投资决策质量控制中的核心一环，通过揭示必要的信息使得投资者能够正确评估资金是如何投资以及相应的结果。早在1968年，美国银行管理研究所（Bank Administration Institute, BAI）就建立了交易策略评测的基础，并指出评测应当包括：

- (1) 策略收益的测算应当基于资产的市值；
- (2) 策略的收益为总收益，即应当考虑（红利）收入和市值变化；
- (3) 收益应当是时间加权的；
- (4) 策略的测算应当同时包含风险与收益。

本质上，策略绩效的评价可以认为是三部曲过程：

- (1) 测算: 计算收益, 设定基准以及同侪组合;
- (2) 归因: 确定收益的来源, 分析风险 (事前和事后);
- (3) 评估: 反馈与策略改进和管控。

简而言之, 策略的绩效评价是资产管理中的关键一步, 有助于改进投资决策过程, 分析相关的结构因素信息, 理解策略的成功与不足。因此, 在某种意义上, 策略的绩效评价也是额外的风险管控, 有助于理解策略的优劣和风险。同时, 对策略绩效评价的量化也是我们策略分析和改进的出发点。

在本书中, 我们详细梳理了量化交易策略的评价以及关键指标, 着重考察绩效测算中的相关问题, 同时借助 R 简要地讨论回溯检测与预测性建模中应当考虑的几个核心问题。

一、策略的收益与基准的选择

策略绩效最直接的度量即是它的期末收益, 通常用收益率 r 来度量。如果期间没有发生现金的流入或流出, 我们可以采用最简单的办法计算收益率, 即考虑期末资产价格和当期开始的资产价格或现金总值,

$$r = \frac{V_E - V_S}{V_S} = \frac{V_E}{V_S} - 1 \quad (25-1)$$

V_S, V_E 分别表示当期开始和结束时的资产价格。而有现金流入或流出发生时, 则可以采用内部收益率来计算期间资产的收益率, 单期情形下, 我们可以简单地有,

$$V_E = V_S \times (1 + r) + C \times (1 + r)^{0.5} \quad (25-2)$$

其中, C 即为流入或流出的现金, 对应地, 我们假设所有流入或流出的现金都是发生在期中。而更准确地处理, 则可以考虑现金流向发生变化在期间的比重, 此时即表示为,

$$V_E = V_S \times (1 + r) + \sum_{t=1}^{t=T} C_t \times (1 + r)^{W_t} \quad (25-3)$$

其中 C_t, W_t 分别对应 t 日的外部现金流向以及期间的持续比例。可见, 有现金流入或流出时即使最简单情形下, 计算也比较繁复, 对此可以采用 Dietz 近似,

$$r = \frac{V_E - V_S - C}{V_S + \frac{C}{2}} \quad (25-4)$$

更准确地, 也可以考虑现金流向期间的具体权重变化, 式 (25-4) 即可表示为:





$$r = \frac{V_E - V_S - C}{V_S + \sum C_t \times W_t} \quad (25-5)$$

除上述基于资金计算的收益外，我们还可以采用时间加权的处理期间内的收益变化。最简单的时间加权收益即考虑每一子周期内的财富变化比率，

$$\frac{V_1 - C_1}{V_S} \times \frac{V_2 - C_2}{V_1} \times \frac{V_3 - C_3}{V_2} \times \cdots \times \frac{V_n - C_n}{V_{n-1}} = 1 + r \quad (25-6)$$

时间加权收益率计及了现金流并将每一时间周期同等对待，即意味着策略绩效相当于没有现金流的变化。显然，这一收益计算适合于比较具有不同现金流变化的策略。实质上，时间加权收益率反应的是策略绩效相对现金流的校正，而资金加权收益率计算的则是包含现金流的投资资产的绩效。而大多数绩效分析偏好采用时间加权收益率，主要是其定义表明这一收益率同等地处理每一周期而不考虑投资量，因此现金流变化等不会影响收益率的计算。

对于不同的收益率计算方法，我们需要根据不同的背景、精度、资产标的以及流动性而实际选择。如果收益计算目的是测算或比较该策略绩效与不同策略或指数之间的优劣，则适合选择时间加权收益方法，因为时间加权收益计算抵消了现金流的影响。如果不考虑绩效的比较，仅仅考虑资产账户的表现，则资金加权方法计算收益更为合适。

具体到时间长度，如果考虑长周期的收益，采用年化平均收益是较为合适的办法。对应地，平均年化收益可以简单地用代数（ r_A ）或几何（ r_G ）平均计算确定，

$$r_A = \frac{f}{n} \times \sum_{i=1}^{i=n} r_i \quad (25-7)$$

$$r_G = \left(\prod_{i=1}^n (1 + r_i) \right)^{\frac{f}{n}} - 1$$

其中 n 分析期间内的周期数，而 f 则对应为一年内的周期数，如周期为月则为 12，季则为 4。

孤立地测算一个组合或策略的收益仅仅能够反应一部分事实，而我们测算的目的是需要明确这一收益是好还是坏。也就是说，我们需要依据合适的基准来评价这一策略绩效相应的收益和风险。一般地，好的基准应遵循以下几个条件：

- (1) 选择的基准应当与对应的投资策略相关，
- (2) 基准本身应当是可以进行投资的，
- (3) 选择的基准应当是明确的。

因此，在绩效评价中选择的基准有三种主要的形式：指数、可比拟的组合如同行业标的以及可能的随机组合。实际操作中，一般选择采用指数作为评价的基准。

有了基准标的，我们即可以进一步计算超额收益，同样有代数和几何两种计算方法：

$$\begin{aligned} a &= r - b, \\ g &= \frac{1+r}{1+b} - 1 \end{aligned} \quad (25-8)$$

其中 a , b , g 分别对应为代数超额收益，基准收益以及几何超额收益。显然，代数超额收益是相对于初始投资资产而言，而几何超额收益则是相对投资于基准基金而言。某种意义上，几何超额收益的计算可以更好地反映策略的长期特征，并具有可比性、可转换性以及适合多周期复合计算等特性，能够更好地评价策略的相对表现。一般在欧洲尤其是在英国，人们习惯于采用几何法计算超额收益，而在美国和大洋洲等地则习惯于代数法计算对应的超额收益。

二、策略的风险度量

显然，期望收益的不确定性即对应着策略的风险。在这里，我们单纯考虑市场和策略构建中涉及的风险，而不涉及诸如运营、操作风险等。而风险的估算亦有两种本质不同的方式，即事后和事前。事后根据历史数据计算分析风险即计算平均收益的偏离（方差 σ^2 或者标准差 σ ），而事前计算则是依据持有的证券资产的预测和估算。这两种风险的计算有着显著的差异，因此会得到完全不同的结果和结论。

一旦我们能够计算出策略相应的收益和风险，我们即可进一步对策略进行检验。如果两个策略具有相同的收益而不同的风险，人们自然地偏好于低风险的策略。而如果两个策略的收益和风险都不相同，我们则需要借助 Sharpe 比率来进行评价、决策：

$$SR = \frac{r_p - r_F}{\sigma} \quad (25-9)$$

其中 r_p , r_F 分别为策略收益和无风险收益，而 σ 则对应为策略的年化风险。Sharpe 比率有时会错误地认为是风险调整下的收益（Risk-adjusted Return）。事实上，这一收益的正确表示应当为：

$$M^2 = r_p + SR \times (\sigma_M - \sigma) \quad (25-10)$$

其中 σ_M 为市场风险。 M^2 通常用于评价、比较不同风险水平的策略。对策略





收益和风险的度量, 与 Sharpe 比率类似的还有诸如 Teynor 比率, Treynor - Black 比率等, 其中的差别主要体现在不同的风险选择, 或对收益的不同刻画。

对于风险, 我们同样可以采用相对值。此时, 单独地计算策略的收益、风险和基准的收益、风险, 然后再做比较。也就是说, 相对风险实际上关心的是较于基准的超额收益, 而此超额收益的变化即标准差一般称之为跟踪误差 (Tracking Error) 或相对风险。比如, 选择几何法计算超额收益, 对应的跟踪误差即有,

$$Tr_{err} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (g_i - \bar{g})^2}{n}} \quad (25-11)$$

其中 $g_i, \bar{g}$ 分别是第 i 月的超额收益和平均超额收益, 显然策略的波动变化直接地影响跟踪误差。

类似于 Sharpe 比率中采用绝对收益和绝对误差, 我们可以利用超额收益与跟踪误差定义一个比率, 即信息比率 (Information Ratio):

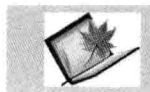
$$InfR = \frac{\text{年化超额收益}}{Tr_{err}} \quad (25-12)$$

其中跟踪误差应为年化对应的数值。信息比率是一个常用的统计量, 通常可以直接用来评测策略超额收益的获取能力。一般认为信息比率为 0.5 即是很好, 0.75 则相当好, 而 1.0 则是罕见好的策略。同时研究也表明, 长时间保持高于 0.5 的信息比率是非常困难的。

从绝对收益的角度, 最直接的风险度量是收益可能发生的回撤。此时, 我们可以采用平均回撤、最大回撤等来度量策略的风险。对应地, 平均回撤定义为,

$$\bar{D} = \left| \sum_{j=1}^{j=d} \frac{D_j}{d} \right| \quad (25-13)$$

其中, D_j 和 d 分别为期间第 j 个回撤和总的回撤数。而最大回撤 ($D_{\max}$) 则对应为策略考察期间最大的潜在损失, 反映了高买低卖的最大损失。通常, 需要在 3 ~ 5 年区间内考察相应策略的回撤表现, 而单次最大回撤在实际分析中也是较重要的指标。而恢复时间或者回撤持续时间 (Drawdown Duration) 即从某单一或最大回撤回复到原来水平需要花费的时间, 则是交易策略健壮性评价的重要参考。同时在对冲基金中这一指标尤为重要, 因为这事关最高水线的设定。对于最大回撤, 更直观的度量可以采用 Calmar 比率。类似于 Sharpe 比率, Calmar 比率 (CR) 考虑了收益与最大回撤之间的比例,



在对冲基金中该比率是风险度量的常用指标,

$$CR = \frac{r_P - r_F}{D_{max}} \quad (25-14)$$

标准差与对称正态分布是现代资产组合理论的基石。然而随着理论的发展,逐渐意识到投资者倾向于单一上行收益偏离而非下行风险,因而常采用的是半标准差度量风险。所谓半标准差考察的是低于某一最小目标收益率的弱势变化,而这一最小目标收益率可以是无风险国债利率,或某一跟踪基准的收益率。对应地,计算半标准差或下行风险时即将所有可能的正收益计为零,

$$\sigma_D = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\min[(r_i - r_T), 0]^2}{n}} \quad (25-15)$$

其中 r_T 为最小目标收益率。同样地,对于上行收益偏离,即上行风险可以定义为,

$$\sigma_U = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\max[(r_i - r_T), 0]^2}{n}} \quad (25-16)$$

Shadwick 等认为在收益率序列中包含高阶偏离度有助于揭示收益的高阶动量特性,即建议采用收益/损失比率 Ω 做表征代理量,

$$\Omega = \frac{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \max(r_i - r_T, 0)}{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \max(r_T - r_i, 0)} \quad (25-17)$$

Ω 比率越大越好,是很好的排序统计量,直观上如果目标收益率 r_T 是策略收益的均值, Ω 即为 1。

不管从哪个角度来看,上述各项风险度量指标都无法满足完全精确有效的要求,对可能的变化和陡变并无很好的刻画能力。需要指出的是,这一变化即可能来源于数据误差、系统或模型误差,甚至可能是模型假设的变化。但无论风险指标是什么,其核心应是报酬与风险比率的度量。实际应用中,我们即通过这些指标对组合绩效收益进行排序分析,而最合适的比率则需要依据策略风险容忍度做进一步的分析。

三、策略绩效的归因

所谓绩效归因即分析资产组合策略相对于基准超额收益的来源,量化积极投资决策带来的超额收益。策略收益的绩效归因是资产管理过程中的关键步骤,有助于理解资产组合收益的来源,同时也有助于管理者评判策略的成



功与否。相应地，有效的绩效归因即要求对整个投资决策过程具有全面的理解，量化地分析各个投资决策带来的影响。

Brinson 等（1986）与 Brinson 和 Fachler（1985）的两份工作即所谓 Brinson 模型是策略绩效归因分析的出发点。Brinson 模型假设策略中资产组合的收益与基准收益是各自部分之和，也就是说资产组合与基准的收益均可进行如下分解：

$$r_p = \sum_{i=1}^n \omega_i \times r_i \quad (25-18)$$

$$r_b = \sum_{i=1}^n W_i \times b_i \quad (25-19)$$

其中 ω_i, r_i 分别是组合中第 i 个资产的权重和收益； W_i, b_i 则分别是基准中第 i 个资产的权重和收益。可见，单期绩效归因的问题即在于如何量化积极投资对资产组合收益和基准收益带来的差异。

Brinson 等认为可以将代数超额收益（ $r - b$ ）在一个标准投资决策过程的假设下进行分解，从而确定资产配置、选择过程带来的价值增加。在资产配置时，相较于基准，一般策略会通过寻找、筛选组合中不同资产类别的权重来实现组合增值。在资产配置过程中，通过增加表现好的资产权重，减少差的资产权重来实现组合的增值。为了识别这一资产配置带来的增值，我们必须计算某一中间组合的收益，一般将之称为“配置基金（Allocation Fund）”，即介于基准资产组合与实际策略组合之间。此时，对应的收益即为

$$b_s = \sum_{i=1}^n \omega_i \times b_i \quad (25-20)$$

即可得到基准与配置基金之间的差值，从而确定资产配置所贡献的绩效，

$$b_s - b = \sum_{i=1}^n (\omega_i - W_i) \times b_i \quad (25-21)$$

相似地，我们可以构造一标的组合来分析选股带来的绩效贡献，

$$r_s - b = \sum_{i=1}^n W_i \times (r_i - b_i) \quad (25-22)$$

一般而言，我们基于选股绩效与配置绩效能够解释策略中资产组合的绩效因素，然而实际上，以上两种绩效无法给出全部的故事，因为

$$r_s - b + b_s - b = r_s + b_s - 2b \quad (25-23)$$

需要一个所谓的“相互作用项”来得到实际的 $r - b$ ，即

$$\underbrace{r_s - b}_{\text{Stock Selection}} + \underbrace{b_s - b}_{\text{Asset Allocation}} + \underbrace{r - r_s - b_s + b}_{\text{Interaction}} = r - b \quad (25-24)$$

这一项通常可以简化为，

$$\sum_{i=1}^n (\omega_i - W_i) \times (r_i - b_i) \quad (25-25)$$

由上式可见, 所谓相互作用项即反映了资产配置与选股的综合效应。然而, 这一项在投资决策过程中并无体现, 我们不可能在资产管理中识别出任何为资产增值做贡献的相互作用项。

对应于超额收益几何计量的归因, 可以相似地参考 Brinson 模型进行量化。对应的资产配置的贡献可以表示为,

$$\frac{1+b_s}{1+b} - 1 \quad (25-26)$$

每一类资产配置的贡献即有,

$$A_i^G = (\omega_i - W_i) \times \left(\frac{1+b_i}{1+b} - 1 \right) \quad (25-27)$$

而选股的贡献为 $\frac{1+r}{1+b_s} - 1$, 具体到每一类资产即有

$$S_i^G = \omega_i \times \left(\frac{1+r_i}{1+b_i} - 1 \right) \times \frac{1+b_i}{1+b_s} = \omega_i \times \frac{r_i - b_i}{1+b_s} \quad (25-28)$$

于是, 总的选股绩效收益与资产配置的复合效应即是策略几何超额收益,

$$(1+S^G)(1+A^G) - 1 = \frac{1+r}{1+b} - 1 \quad (25-29)$$

若基准收益为正, 很自然地来自资产配置的贡献与其代数计量的量级相近, 但是略小。而来自于选股效应的几何效用同样与其代数绩效相似, 同样在数量级上会较小。可见, 较之绩效代数归因, 分析其几何归因可以明确地将收益划分为资产配置绩效与选股绩效两部分。这一归因的好处是能与投资决策过程明确对应, 因此能够较好地理解、分析策略的绩效贡献。

事实上, 随着研究的深入, 对策略、资产组合的绩效分析、归因也有了进一步的发展, 但是 Brinson 模型仍然是我们分析策略绩效归因的出发点。比如分析策略的绝对收益, 即不引入基准收益时, 相关的归因则是简单地将策略的总收益分解组合内单一/一类资产的收益, 进而分析该策略收益来源。即便如此, 我们仍然默认为该策略具有相应的基准, 如现金收益或零收益, 是故上述相关的分析流程仍然可以进一步应用。而 1991 年, Brinson 等对其模型作了进一步发展, 分析了系统风险如 beta 或久期与其模型之间的关联。这即意味着在策略实际分析或者投资决策中应当考虑系统风险的影响。





第二节 交易策略的回溯检验与预测性指标构建

对交易策略的分析，单纯考察其收益、风险和绩效归因，并不能揭示其成功或失败的全貌，尤其对有关量化交易策略更是如此。对于量化交易策略，一个合适、有效的办法是对该交易策略进行回溯检验，分析其资产配置、择股、择时等方面带来的收益。在某种意义上，这一过程也是我们进行策略模型有效性分析的第一步。

我们尝试地采用最简单的技术分析手段——移动平均方法进行交易策略的回溯，并分析策略适用条件；然后进一步结合最简单的机器学习算法（Machine Learning Algorithm）—k-最近邻算法（k-Nearest Neighbor Algorithm），时间动态规整（Time Dynamic Wrapping, DTW）等进行策略的预测比较。k-最近邻算法最基本的出发点即是依据过去一段时间的价格行为特性来判断当期价格指数的可能走势变化，即认为历史有可能重演。所谓的最近邻即通过检验时间序列之间的距离，如 Euclidean 间距，

$$d_E(X, Y) = \sqrt{\sum_{t=t_0}^{t_N} (X_t - Y_t)^2} \quad (25-30)$$

进行判断。而所谓 DTW 算法则类似地寻找、发现某一当期价格序列与一系列基准之间最小距离的影射（Minimum Distance Mapping）。我们将在后续研究详细地讨论这系列算法处理的理论基础和特性。总体而言，我们相关的策略构造较为简单，仅仅是回溯检验的一个流程处理。我们将在后续研究中更细致地分析各要素选择、优化等的标准，分析考察策略的成败之处，并更细致地分析如何结合预测性指标实现交易信号等的设定与触发。简单地，我们将上证综指（000001.SS）作为交易回溯的标的，并以每日收盘价进行买入或卖出的操作。

一、移动平均交易策略

移动平均交易策略是最常用的技术指标，通常的 5 日线、10 日线、30 日线等常常用来分析、判断市场的支撑、走势，而半年线、年线等指标更是市场牛熊判断的重要参考。

我们采用 60 日移动平均窗口作为交易触发，对 2006 年初到现在的上证



综指进行了回溯，并与简单的买入持有策略进行比照。如图 25-1 所示，移动平均策略对大的行情具有比较好的识别，对 2006 年年初到 2007 年年末，以及 2009 年年初至年中的牛市行情有着比较稳健的正收益，但是无法提前预测价格的下跌，因而其大幅度的回撤都是发生于市场切换、转变过程。而移动平均交易策略本身是无法对价格趋势改变作出提前判断，它仅仅能够给出趋势持续与否的事后检验。因此这一策略的实质是具有平滑性，即它能够识别趋势的大部分走向，所以累积收益能够获取上涨趋势的大部分收益并避免下跌阶段的大部分损失。简单而言，这一策略能够很好地应用于单边趋势市场，对于振荡市场则无法获得稳健、持续的收益。在图 25-1 中，我们给出了该策略累积收益走势以及回撤变化，并在图 25-2 详细分解了每月收益。其中，2011 年的收益表明，即使在下跌的大趋势下，移动平均交易策略在该年度仍然取得了 0.3% 的正收益。但是总体而言，单一指标的交易策略使得收益缺少稳健性，如上述移动平均策略最大回撤可达 22%。尤其波动剧烈时，该交易策略容易发生误判，如 2009 年年初期间即为此类情形。

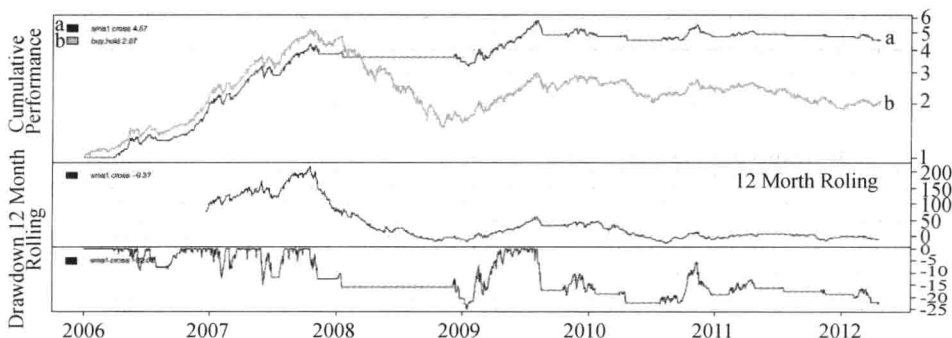


图 25-1 时间窗口为 60 天的移动平均交易策略在 [2006-01-01, 2012-04-20] 区间内进行回溯检验，并与简单的买入持有策略进行比较对应

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Year
2006		0.0	0.3	10.9	14.0	1.9	-3.6	0.5	5.7	4.9	14.2	27.4	101.9
2007	4.1	3.4	10.5	20.6	7.0	-7.0	10.2	16.7	6.4	7.2	-10.5	0.0	87.5
2008	-3.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-5.7	-6.4
2009	-2.1	4.6	13.9	4.4	6.3	12.4	15.3	-15.9	0.0	-2.6	6.7	-0.4	46.1
2010	-5.1	0.0	-0.5	-4.1	0.0	0.0	1.9	0.0	0.6	12.2	-5.3	-4.2	-5.5
2011	0.0	2.7	0.8	-0.1	0.0	0.0	-1.6	0.0	0.0	0.0	-1.5	0.0	0.3
2012	0.0	1.7	-5.9	0.4									-3.9

图 25-2 上述移动平均交易策略收益按月份分解

二、k-最近邻算法与 DTW 算法的简单应用

如上述分析,单一指标的交易策略,如移动平均,是有可能实现对单一趋势下的稳健收益。但是,由于其平滑的特性,依据这一策略我们仅能在趋势确立的情况下实现交易触发。这一情形使得我们需要借助额外的信息以期实现交易策略的改进,这也是交易策略分析、实践、优化的要点所在。预测性建模的要素即是依据价格信息等信息,通过机器学习等若干手段构建额外的交易触发指标。在这里,我们利用最简单的机器学习方法来分析、揭示预测性建模的出发点和构建逻辑。

如前文所述,进行k-最近邻分析预测的前提是我们认为市场的变化和走势具有历史重复性,通过识别、判断最可能的模式,我们进而对市场走势进行判断、预测。因此,这一方法并不能对市场新的变化趋势作出有效的判断和预测。同时,这一方法也要求我们需要足够可能多地包含市场趋势的模式。换句话说,机器学习或模式识别方法的要点即要对现有历史数据进行尽可能的数据分析和挖掘。在这里,我们主要利用k-最近邻与DTW方法分析市场趋势的变化,实现粗略的预测模型的构建。如何进一步结合预测结果进行回溯检验,则是我们后续工作需要重点分析考察的内容。

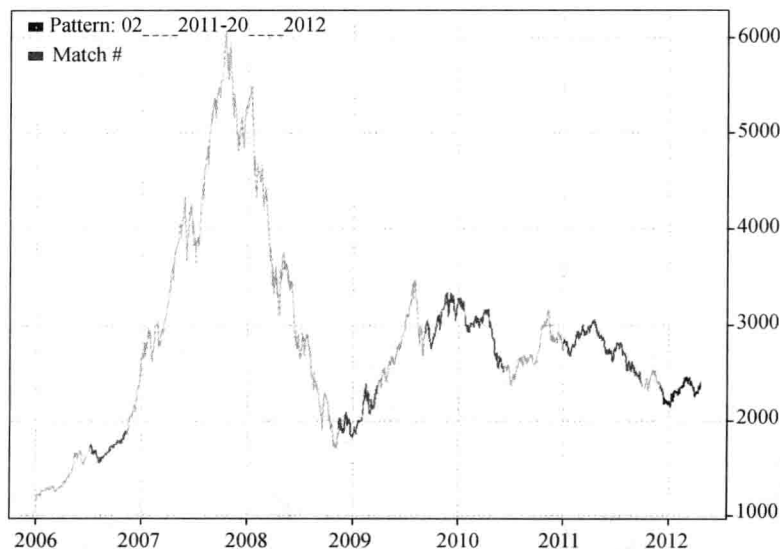


图 25-3 通过 k-最近邻算法计算与 [2011-12-02, 2012-04-20] 时间序列的相似性较高的几组时间序列模式



同样，我们对 2006 年年初至今的上证指数进行分析，并以 90 天为周期进行模式的识别和判断即选取 2011 年 12 月 02 日至 2012 年 4 月 20 日作为时间窗口。如图 25-3 所示，k-最近邻计算表明这一阶段的市场趋势变化与 2006 年中、2009 年年初两段上涨趋势相近；同样地，这一走势与 2010 年年初、2011 年年末相应市场走势也具有很强的相似性。基于此，我们即可对未来一段时间趋势进行判断，如图 25-4 所示。这一结果，事实上并不能给出明确的判断，依照其图形，当前市场仍然存在下探的可能。值得指出的是，图中两段上涨的趋势均对应于 2006 年与 2009 年两次牛市行情的初始阶段。因此，当前市场如果流动性有较大改善或者一些重大的市场变革等对市场产生实质性利好，则有较大的概率认为未来市场能够展开牛市的行情。

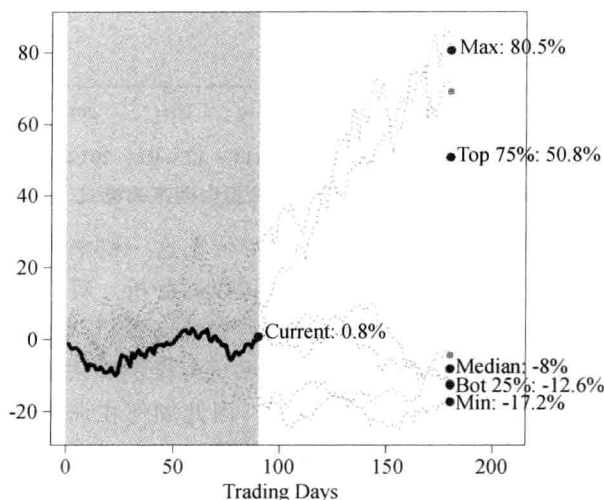


图 25-4 k-最近邻算法计算对 [2011-12-02, 2012-04-20]
时间序列趋势的预测

我们进一步采用 DTW 方法进行市场趋势的识别。与 k-最近邻方法结果相似，如图 25-5 所示，计算结果给出的匹配模式分别出现在 2006 年中、2009 年年初，以及 2010 年年初、2011 年年末，而对应预测则如图 25-6 所示。比较计算结果，我们发现尽管在算法上有所差异，k-最近邻与 DTW 方法给出的模式与预测均具有相似的特性，其原因是相似性的判据具有相近的含义，即通过两段时间序列的几何间距来实现识别。

虽然以上的计算和预测性分析不能给出明确的预测判断，但是在较长历史交易数据或高频交易相关场景下，模式匹配能够服从大数定律的特征，因而相关预测性判断将有较强的实际意义。比如，若计算筛选的数据模式在上

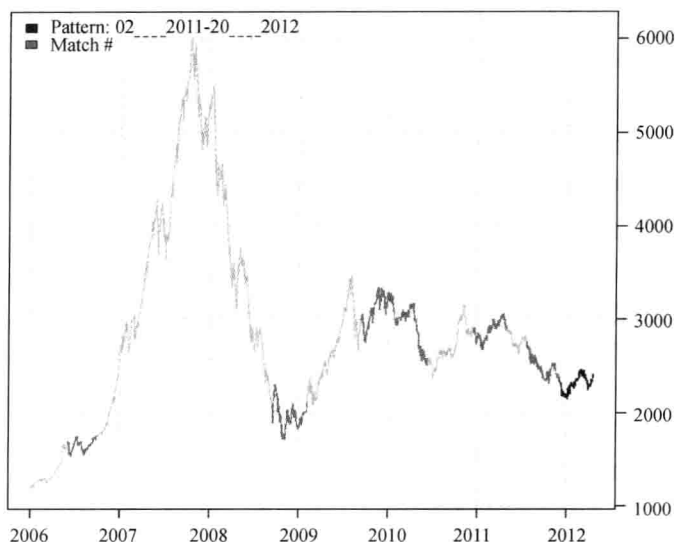


图 25-5 通过 DTW 算法计算与 [2011-12-02, 2012-04-20]
时间序列的相似性较高的几组时间序列模式

涨或下跌的单一趋势上占据多数, 我们即可依据这一概率来设置买卖交易信号。当然, 更具体的分析有待更多的计算和数据分析。对此, 我们将进一步结合更完善的计算方法, 如人工神经网络、支持向量机 (Support Vector Machine) 等, 进行预测性建模的探讨。而这些更复杂的算法和模型其预测建模的本质仍然是对数据模式进行识别和分析, 因此如何在训练数据集中完备地包含市场趋势的模式与变化是预测分析的关键。

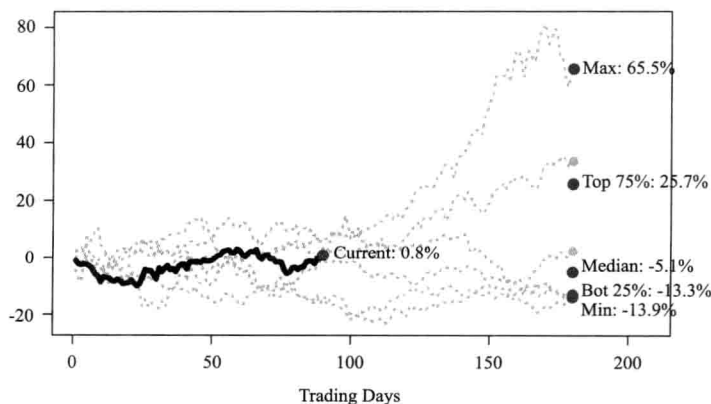


图 25-6 DTW 算法计算对 [2011-12-02, 2012-04-20]
时间序列趋势的预测



第三节 结 论

我们详细地分析、梳理数量化交易策略的几个关键问题：收益、风险的测度以及绩效的归因。这对我们进一步理解、分析、优化交易策略具有重要意义。最后，我们考察、分析了基于移动平均交易策略的回溯检验，研究了简单机器学习算法预测性建模的应用。围绕着数量化交易策略的评价、回溯与预测性分析，我们认为任何一个交易策略均需要详细地分析其绩效、风险的来源以揭示其成功与不足，而单一指标的交易策略则需要进一步结合预测指标或其他指标实现更低风险、更高收益的策略建模。当然，任何一个预测性指标的成功实现极大地依赖于检测、训练参数集合的选取。我们简单的考察和分析表明，市场的走势与其历史趋势具有一定的相似性，但其预测性则需要市场来进一步检验。同时，如何理解预测性模型的预测特性亦是进行策略分析、优化的关键。



财富与梦想系列丛书

后 记

Afterword

后
记

427



本书写作之余，笔者不禁对量化投资研究中数学模型的作用有了一点感悟，那就是量化投资研究中数学知识必不可少，但并非高不可攀！

引起笔者共鸣的是，近日，哈佛大学退休教授、生物学家、蚂蚁研究权威 E. O. 威尔森在《华尔街日报》撰文指出，世界上大多数最成功的科学家在数学上与初学者没多少差别。威尔森教授自己就直到大一才开始学代数，32岁在哈佛获得终身教授时才抽出时间学微积分，他所在班级的同学多数年龄只有他的一半大，甚至还有他的学生。但他克服自己的骄傲，学会了微积分。

威尔森教授告诫后学者，科学界的先驱很少是从纯数学中汲取创意作出伟大发现的，科学的灵感来源于艰苦的工作和专注。如果一位科学家在研究中遇到了难以克服的障碍，他们可以去寻找合作者。从数学家和统计学家中寻找合适的合作伙伴要比数学家和统计学家寻找到能利用他们方程式的科学家简单得多。威尔森教授还以牛顿和达尔文的例子来佐证自己的观点：牛顿发明微积分是为了将想象化为现实，而达尔文的数学能力几近于无，但通过积累大量数据他能找到应用数学的地方。成为一位有抱负的科学家，关键的第一步是找到一个他们感兴趣的课题然后投入进去。

威尔森教授披露的自己在数学学习上的心路历程，以及阐释的数学能力与伟大发现之间的关系，真可谓是金玉良言。有趣的是，在投资领域中，也可以看到类似的情况，很多投资大家的数学能力也不敢恭维。

很多人认为量化投资成功的关键是高深的数学模型，这是一种似是而非的见解。投资第一位的是策略逻辑，好的投资策略应该三言两语就能说清楚。当然了，现代投资科学经历了数十年的发展，对于21世纪的交易者来说，掌握必要的数学、统计学以及计算机程序语言是必要的，但不一定需要



达到多么高深的程度，更重要的是投资理念的形成，要善于思考、富有想象力。正如号称“量化投资之王”的詹姆斯·西蒙斯所说，“在复兴技术公司，我们用的数学工具也挺复杂的，但是高深就谈不上，不过我们用的统计学技巧就可能非常复杂。我所需要的研究人员的确要懂得一定的数学，这样他能很熟练地使用我们所用的各种研究工具，但是更重要的是他应该对事情的根源很好奇，富有想象力，而且有恒心去揭示这些根源。”笔者大胆猜测一番，西蒙斯所要求的投资的数学能力，可能像威尔森教授那样沉下心来学上一番必能掌握。

另一方面，市场演进的历史表明，很多高深复杂的数学模型最终都被市场淘汰了。它们失足落水的地方，可能正是投资逻辑的欠缺，忽略了复杂的市场中投资者间的互动关系。1987年10月19日“黑色星期一”股灾，淘汰了当时风行的“投资组合保险”投资者，1997—1998年“亚洲金融危机”令从事套利交易的长期资本公司折戟沉沙，2007—2008年的“次贷危机”使得雷曼兄弟倒闭。这些人使用的都是当时第一流的量化模型，但是最终都失败了。

所以说，威尔森教授的启示很关键，数学不是伟大科学家的决定性能力，当然也不是量化投资成功的关键。关键的第一步是找到一个感兴趣的主题然后投入进去，这一点也适用于量化投资领域。

本书不是一幅财富的藏宝图，也不是一张路线图。笔者宁可读者将其视为财富的拼图。至于拼出什么样的美丽图案，“运用之妙，存乎一心”，取决于读者您自己。

我们真诚希望本书能为读者进入量化投资领域清除不必要的路障。

何诚颖

2014年2月于深圳

财富与梦想  系列丛书



《寻找中国资本市场好股票》

《解读量化投资之秘》

《探寻股权投资之道》

《推开中国资本市场风险管理之门》

★ ★ ★ ★ ★

上架建议：股票投资

ISBN 978-7-5095-4995-7



9 787509 549957 >

定价：68.00元